ISSN 2712-9942

УСПЕХИ КИБЕРНЕТИКИ

RUSSIAN JOURNAL OF CYBERNETICS

Выпуск посвящён 35-летию
Федерального государственного учреждения
«Федеральный научный центр
Научно-исследовательский институт системных
исследований Российской академии наук»

* * *

Dedicated to 35th Anniversary of
the Federal State Institution
“Scientific Research Institute for System
Analysis of the Russian Academy of Sciences”

2021
Т. 2 № 3

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
«ФЕДЕРАЛЬНЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ СИСТЕМНЫХ
ИССЛЕДОВАНИЙ РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»

Успехи кибернетики

Russian Journal of Cybernetics

Том 2
№ 3

Vol. 2
No. 3

Москва

2021

Учредитель и издатель

Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр
Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»
(ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН)

«Успехи кибернетики» — это рецензируемый научный журнал, в котором публикуются научные статьи по следующим специальностям (физико-математические, технические науки):

1.2.2. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ;

2.2.2. Электронная компонентная база микро- и наноэлектроники, квантовых устройств;

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации.

Миссия журнала — развитие научных направлений по заявленной тематике в России и за рубежом, соответствующих приоритетным направлениям развития науки, технологий и техники в Российской Федерации, а также перечню критических технологий РФ.

Журнал ориентирован на пропаганду передовых идей в области физики, математики, технических наук, участие в реализации задач, сформулированных Президентом РФ в Указе от 01.12.2016 № 642, по научно-технологическому развитию РФ, а также импортозамещению по приоритетным направлениям стратегического развития страны, соответствующим тематике журнала, обеспечение печатными площадями высококвалифицированных кадров, повышение качества диссертационных исследований в данных отраслях путем развития механизма профессионального и общественного обсуждения их научных результатов, воспитание молодого поколения ученых.

Журнал принимает к публикации оригинальные статьи; переводы статей, опубликованных в зарубежных журналах (при согласии правообладателя на перевод и публикацию); обзоры; эссе; комментарии; другие информационные материалы.

Издание будет полезно ученым, работающим в соответствующих областях наук, а также аспирантам и студентам.

Главный редактор

Бетелин Владимир Борисович, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, научный руководитель, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва

Заместитель главного редактора

Галкин Валерий Алексеевич, д. ф.-м. н., профессор, директор, Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Сургут

Члены редакционной коллегии

Власов Сергей Евгеньевич, д. т. н., директор, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва

Панченко Владислав Яковлевич, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, председатель Совета, Российский фонд фундаментальных исследований; заведующий кафедрой медицинской физики, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва

Савин Геннадий Иванович, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, научный руководитель, Межведомственный суперкомпьютерный центр РАН – филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва

Сойфер Виктор Александрович, академик РАН, д. т. н., профессор, президент, главный научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории автоматизированных систем научных исследований, Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С. П. Королева, Институт систем обработки изображений РАН, Самара

Чубариков Владимир Николаевич, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой математических и компьютерных методов анализа, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва

Чаплыгин Юрий Александрович, академик РАН, д. т. н., профессор, президент, Московский институт электронной техники, Москва

Петров Игорь Борисович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой информатики, Московский физико-технический институт, Москва

Смирнов Николай Николаевич, д. ф.-м. н., профессор, заместитель декана механико-математического факультета, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, заместитель директора по стратегическим информационным технологиям, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва

Тишкин Владимир Федорович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, профессор кафедры вычислительных методов, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва

Губайдуллин Амир Анварович, д. ф.-м. н., профессор, директор, Тюменский филиал Института теоретической и прикладной механики им. С. А. Христиановича Сибирского отделения РАН, Тюмень

Якобовский Михаил Владимирович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, заместитель директора по научной работе, Институт прикладной математики им. М. В. Келдыша РАН, Москва

Шагалиев Рашит Мирзагалиевич, д. ф.-м. н.

Старков Сергей Олегович, д. ф.-м. н., профессор, начальник отделения интеллектуальных кибернетических систем, Обнинский институт атомной энергетики, Обнинск

Еськов Валерий Матвеевич, д. ф.-м. н., д. б. н., профессор, заведующий отделом, Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Сургут

Лаврентьев Михаил Михайлович, д. ф.-м. н., профессор, заместитель директора по научной работе, Институт автоматики и электрометрии Сибирского отделения РАН, Новосибирск

Пятков Сергей Григорьевич, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой высшей математики, Югорский государственный университет, Ханты-Мансийск

Ильин Валерий Павлович, д. ф.-м. н., профессор, профессор кафедры прикладной математики, Новосибирский государственный технический университет, Новосибирск

Крыжановский Борис Владимирович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., руководитель, Центр оптико-нейронных технологий ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва

Нагорнов Олег Викторович, д. ф.-м. н., профессор, первый проректор, Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва

Савченко Владимир Васильевич, PhD (Theoretical Mechanics), Университет Хосэй, Токио, Япония

Земпо Ясунари, PhD (Physics), Университет Хосэй, Токио, Япония

Пападопулос Атанас, Doctorat d'Etat (Habilitation), mathematics, Университет Страсбурга, Национальный центр научных исследований Франции, Страсбург, Франция

Ответственный секретарь

Гавриленко Тарас Владимирович, к. т. н.

Ответственный редактор

Чалова Анна Петровна, к. филол. н.

Технический редактор

Моргун Дмитрий Алексеевич, к. ф.-м. н., доцент

Редактор

Камилов Эркин Махмуджанович

Переводчик

Троицкий Дмитрий Игоревич, к. т. н., доцент

Художественное оформление обложки

© Горбунов Александр Сергеевич

Журнал зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций.
Свидетельство о регистрации средства массовой информации ЭЛ № ФС 77-78857 от 04.08.2020.

Издается с 2020 года. Выпускается 4 раза в год.

Адрес редакции:
ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, 117218, г. Москва, Нахимовский просп., дом 36, корпус 1.
Телефон: +7 9226-54-57-88, факс: +7 (495) 719-76-81, e-mail: taras.gavrilenko@gmail.com. Сайт: jcyb.ru.

© ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН
© Авторы

Founder and Publisher
Federal State Institution
Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences (SRISA)

Russian Journal of Cybernetics is peer-reviewed.

The journal publishes papers on physics, mathematics, and engineering. The key areas of interest are:

– simulation, numerical methods, and simulation software

– electronic components for micro- and nanoelectronics, and quantum devices

– system analysis, control, and information processing.

Our mission is advancing these research areas in Russia and globally, supporting the national priority fields of research and development, and the critical technologies.

The Journal promotes advanced concepts in physics, mathematics, engineering, and facilitates the national research and technology development under the Russian President Decree No. 642 dated 01.12.2016, and phasing out strategic imports. We offer an opportunity for professional researchers to publish. We improve the doctorate research quality through public peer review and educate the new generation of researchers.

The Journal accepts original papers; translations of papers from international journals (consent of the right holders for the translation and publication is required); reviews; essays; remarks, and event reports.

The Journal is intended for researchers, university, and doctorate students.

Chief Editor
Prof. *Vladimir B. Betelin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS),
Doctor of Science (Phys&Math), Academic Director, SRISA, Moscow

Vice Chief Editor
Prof. *Valery A. Galkin*, Doctor of Science (Phys&Math), Director, SRISA, Surgut Branch, Surgut

Editorial Board
Prof. *Sergey E. Vlasov*, Doctor of Science (Engineering), Director, SRISA, Moscow
Prof. *Vladislav Ya. Panchenko*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Chairman of the Council, Russian Foundation for Basic Research, Chairperson of the Department of Medical Physics, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Gennady I. Savin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math),
Academic Director, Joint Supercomputer Center of the Russian Academy of Sciences, SRISA subdivision, Moscow
Prof. *Viktor A. Soifer*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Engineering), President, Chief Researcher Lab for Automated Research Systems, Korolev Samara National Research University, Academic Director, Institute of Image Processing Systems, RAS, Samara
Prof. *Vladimir N. Chubarikov*, Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Mathematical and Computer Analysis Methods, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Yuri A. Chaplygin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Engineering), President, National Research University of Electronic Technology, Moscow
Prof. *Igor B. Petrov*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Informatics, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow
Prof. *Nikolay N. Smirnov*, Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Dean, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University, Deputy Director for Strategic Information Technology, SRISA, Moscow
Prof. *Vladimir F. Tishkin*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Professor, Department of Computational Methods, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Amir A. Gubaidullin*, Doctor of Science (Phys&Math), Director, Tyumen Division, Khristianovich Institute of Theoretical and Applied Mechanics, RAS Siberian Branch, Tyumen
Prof. *Mikhail V. Iakobovski*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Director for Research, Keldysh Institute of Applied Mathematics, RAS, Moscow
Prof. *Rashit M. Shagaliyev*, Doctor of Science (Phys&Math)
Prof. *Sergey O. Starkov*, Doctor of Science (Phys&Math), Head, Division of Intelligent Cybernetic Systems, Obninsk Institute of Atomic Energy, Obninsk
Prof. *Valery M. Eskov*, Doctor of Science (Phys&Math), Doctor of Science (Biology), Head of Division, SRISA, Surgut Division, Surgut
Prof. *Mikhail M. Lavrentiev*, Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Director for Research, Institute of Automation and Electrometry, RAS Siberian Branch, Novosibirsk
Prof. *Sergey G. Pyatkov*, Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Further Mathematics, Yugra State University, Khanty-Mansiysk
Prof. *Valerii P. Ilyin*, Doctor of Science (Phys&Math), Professor, Department of Applied Mathematics, Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk
Prof. *Boris V. Kryzhanovskii*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Director, Opto-neural Technologies Center, Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences (SRISA), Moscow
Prof. *Oleg V. Nagornov*, Doctor of Science (Phys&Math), First Vice-Rector, National Research Nuclear University MEPhI, Moscow
Prof. *Vladimir V. Savchenko*, PhD (Theoretical Mechanics), Hosei University, Tokyo, Japan
Prof. *Yasunari Zempo*, PhD (Physics), Hosei University, Tokyo, Japan
Prof. *Athanase Papadopoulos*, Doctorat d'Etat (Habilitation), Mathematics, University of Strasbourg, French National Centre for Scientific Research, Strasbourg, France

Executive Editor
Taras V. Gavrilenko, Ph.D. (Engineering)
Managing Editor
Anna P. Chalova, Ph.D. (Linguistics)
Technical Editor
Dmitry A. Morgun, Ph.D. (Phys&Math), Assoc. Prof.
Editor
Erkin M. Kamilov
Translator
Dmitry I. Troitsky, Ph.D. (Engineering), Assoc. Prof.
Cover Design
© Alexander S. Gorbunov

The journal is registered with the Federal Service for Supervision of Communications, Information Technology and Mass Media.
Mass media registration certificate EL No. FS 77-78857 dated on 04.08.2020.

Published since 2020. 4 issues per year.

Editorial Board Address:
SRISA, Russia 117218, Moscow, Nakhimovsky pr., 36/1.
Tel.: +7(922)654-5788, fax: +7(495)719-76-81, e-mail: taras.gavrilenko@gmail.com. Web: jcyb.ru.

© SRISA
© Authors

СОДЕРЖАНИЕ

В. Б. Бетелин
О проблеме доверия к технологиям искусственного интеллекта 6
В. Б. Бетелин, В. А. Галкин, Т. В. Гавриленко, А. К. Дибижев, О. В. Коваленко, Н. Ф. Никитин, В. П. Соловьев
Проблемные вопросы реализации технологий искусственного интеллекта в высокотехнологичных отраслях отечественной промышленности (жизненно стратегически важных сегментах российского общества) 8
В. Б. Бетелин, В. А. Галкин, А. О. Дубовик
Некоторые математические аспекты проблемы построения искусственных нейронных сетей . . . 19
Т. В. Гавриленко, А. В. Гавриленко
Ошибки машинного обучения искусственных нейронных сетей и использование их для атак на системы искусственного интеллекта 23
С. И. Кабанихин
Обратные задачи и искусственный интеллект 33
В. М. Еськов, М. А. Филатов, Г. В. Газя, Н. Ф. Стратан
Возможности создания искусственного интеллекта на базе искусственных нейросетей 44
М. А. Держо, М. М. Лаврентьев, А. В. Шафаренко
Магистерские образовательные программы в области Интернета вещей 53
Р. Д. Гимранов, Г. Е. Каратаева, И. В. Чалей
Цифровая платформа для проектирования и реализации образовательных программ магистрантов в модели практической магистратуры 58

CONTENTS

V. B. Betelin
Can We Trust the Artificial Intelligence Technologies? 6
V. B. Betelin, V. A. Galkin, T. V. Gavrilenko, A. K. Dibizhev, O. V. Kovalenko, N. F. Nikitin, V. P. Solovyov
Issues of Artificial Intelligence Application to the Domestic High-Tech Industries (Critical Components of the Russian Society) 8
V. B. Betelin, V. A. Galkin, A. O. Dubovik
Some Mathematical Aspects of Constructing Artificial Neural Networks 19
T. V. Gavrilenko, A. V. Gavrilenko
Exploiting Artificial Neural Networks Machine Learning Errors for Attacks on AI Systems 23
S. I. Kabanikhin
Inverse Problems and Artificial Intelligence 33
V. M. Eskov, M. A. Filatov, G. V. Gazya, N. F. Stratan
Artificial Intellect with Artificial Neural Networks 44
M. A. Derzho, M. M. Lavrentiev, A. V. Shafarenko
IoT Masters Programs 53
R. D. Gimranov, G. E. Karataeva, I. V. Chaley
A Digital Platform for Applied Master's Degree Curriculum Development and Delivery 58

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-1

О ПРОБЛЕМЕ ДОВЕРИЯ К ТЕХНОЛОГИЯМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В. Б. Бетелин
Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Москва, Российская Федерация, ORCID: http://orcid.org/0000-0001-6646-2660, betelin@inbox.ru

Для цитирования: Бетелин В. Б. О проблеме доверия к технологиям искусственного интеллекта. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):6–7. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-1.

CAN WE TRUST THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES?

V. B. Betelin
Federal State Institution "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Moscow, Russian Federation, ORCID: http://orcid.org0000-0001-6646-2660, betelin@inbox.ru

Cite this article: Betelin V. B. Can We Trust the Artificial Intelligence Technologies? *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):6–7. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-1.

Национальной стратегией развития искусственного интеллекта до 2030 года (далее — Стратегия), утвержденной Указом Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490, определены цели и основные задачи развития искусственного интеллекта в Российской Федерации. Вместе с тем в разделе II Стратегии отмечается, что «***отсутствие понимания*** *того, как искусственный интеллект* ***достигает результатов****, является одной из причин* ***низкого уровня доверия*** *к современным технологиям искусственного интеллекта и может стать* ***препятствием для их развития».***

В разделе IV Концепции развития регулирования отношений в сфере технологий искусственного интеллекта и робототехники до 2024 года (далее — Концепция) также констатируется, что «***одним из основных препятствий*** *для расширения применения систем с использованием искусственного интеллекта и робототехники является* ***отсутствие достаточной степени доверия*** *к ним со стороны общества»* [1]. Преодоление этого препятствия авторы Концепции видят во введении **регуляторных ограничений на применение** систем ИИ и робототехники, для которых отсутствует **понимание** того, как эти системы достигают результата. То есть, вообще говоря, тем самым постулируют **непознаваемость систем ИИ**, как теми, кто создает эти системы, так и теми, кто их использует. Однако это противоречит одному из основных принципов Стратегии (раздел III, п. 19в) — *«прозрачности: объяснимости работы искусственного интеллекта и процесса достижения им результата».*

Отсутствие понимания того, как функционируют системы ИИ, связано в нашей стране, прежде всего, с использованием для их создания разработанных за рубежом библиотек полуэмпирических нейросетевых алгоритмов, доступных в сети Интернет. Для этих алгоритмов **отсутствуют** какие-либо **теоретические обоснования устойчивости и сходимости**, что **не гарантирует** системам ИИ на их основе **получение надежного результата** и, кроме того, делает их уязвимыми для кибератак. Об этом свидетельствуют, например, многочисленные публикации об авариях и катастрофах с автомобилями TESLA и Toyota, управляемыми системами ИИ на основе таких алгоритмов. По сути дела, именно **отсутствие математических обоснований** функционирования систем ИИ и **является причиной низкого уровня доверия** к ним.

Согласно Стратегии (раздел I, п. 5а) ***«искусственный интеллект*** *— комплекс технологических решений, позволяющий . . . получать при выполнении* ***конкретных задач*** *результаты,* ***сопоставимые****, как минимум, с* ***результатами интеллектуальной*** *деятельности* ***человека****».*

По сути дела, это определение искусственного интеллекта в Стратегии **основывается на предположении о возможности** создания **цифровых двойников человека**, которые интеллектуально и профессионально **сопоставимы со своими реально существующими прототипами или даже превосходят их**. Таких, например, как человека-водителя и человека-пилота, управляющих **реальными** автомобилями и самолетами, двигающимися в **реальных** дорожных и воздушных пространствах. Однако проблемы создания цифровых двойников и водителя, и пилота относятся к классу **некорректных**

задач, решение которых либо отсутствует, либо множественно, либо неустойчиво и сводится к проблеме их **регуляризации**. То есть к «подгонке» специалистами автомобильных и авиационных КБ и НИИ, водителями и пилотами, в рамках стендовых и натурных испытаний, универсальных математических методов аппроксимации и оптимизации под специфику этих задач. Конечно, с доказательством сходимости и устойчивости этих «подогнанных» методов и, в конечном счете, к оценке их адекватности первоначальной цели — созданию цифрового водителя и пилота и тем самым — к **обоснованию ограничений** возможности **их существования**. Такой «подгонкой» универсальных, **но полуэмпирических** нейросетевых алгоритмов является, по сути дела, процесс обучения нейросети для решения какой-либо конкретной задачи. Однако без доказательства сходимости и устойчивости.

Решение этих математически сложных проблем управления беспилотным транспортом на основе ИИ обеспечит их ***прозрачность****: объяснимость работы искусственного интеллекта и процесса достижения им результата* и тем самым — необходимый уровень доверия к этим системам ИИ со стороны общества. В том числе доверие к планируемой Минтрансом к 2024 г. коммерческой эксплуатации беспилотных грузовиков по трассе М-11, соединяющей Москву и Санкт-Петербург [2].

Наш журнал начинает цикл публикаций, отражающих различные подходы, в том числе и дискуссионные, к решению проблемы доверия к технологиям искусственного интеллекта.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Концепция регулирования отношений в сфере технологий искусственного интеллекта и робототехники до 2024 года*. Утверждена распоряжением Правительства Российской Федерации от 19.08.2020 № 2129-р.
2. Мальгавко С. *Цифровая трасса: как грузовики-беспилотники помогут снизить число аварий*. Режим доступа: https://национальныепроекты.рф/news/tsifrovaya-trassa-kak-gruzoviki-bespilotniki-pomogut-snizit-chislo-avariy?utm%5C_source=Yandex%5C_Net%5C&utm%5C_medium=CPC%5C&utm%5C_content=All18-55drivers%5C&utm%5C_campaign=bezopasnye-i-kachestvennye-avtomobilnye-dorogi%5C&yclid=4862431727482615636

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-2

ПРОБЛЕМНЫЕ ВОПРОСЫ РЕАЛИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ВЫСОКОТЕХНОЛОГИЧНЫХ ОТРАСЛЯХ ОТЕЧЕСТВЕННОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ (ЖИЗНЕННО СТРАТЕГИЧЕСКИ ВАЖНЫХ СЕГМЕНТАХ РОССИЙСКОГО ОБЩЕСТВА)

В. Б. Бетелин[1], В. А. Галкин[2], Т. В. Гавриленко[2], А. К. Дибижев[3], О. В. Коваленко[4], Н. Ф. Никитин[3], В. П. Соловьев[4]

[1] *Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Москва, Российская Федерация, betelin@niisi.msk.ru*

[2] *Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Сургут, Российская Федерация*

[3] *Публичное акционерное общество «Объединенная авиастроительная корпорация», г. Москва, Российская Федерация*

[4] *Федеральное государственное унитарное предприятие «Российский федеральный ядерный центр — Всероссийский научно-исследовательский институт экспериментальной физики», г. Саров, Российская Федерация*

Аннотация: в статье авторами обсуждаются вопросы, связанные с масштабным внедрением технологий искусственного интеллекта в высокотехнологичные отрасли отечественной промышленности. Представлено современное состояние нормативно- правовой базы и направления интенсивного внедрения систем искусственного интеллекта. Показаны ограничения современных технологий искусственного интеллекта и отсутствие теоретического обоснования и обязательной верифицируемости не только искусственный нейронных сетей, но и других видов технологий искусственного интеллекта. Описаны проблемы создания цифрового двойника человека-пилота и фундаментальные различия между естественным и искусственным интеллектами в решении некорректных задач в авиации. Одним из ключевых выводов является заключение о необходимости разработки, принятия научно-идеологической, политической платформы развития, внедрения технологий искусственного интеллекта в жизненно важные сферы государства (образование, наукоемкие отрасли промышленности, транспорт) путем проведения общественных слушаний, заседаний под патронажем РАН, Госдумы с дальнейшим обсуждением в ФОИВ, Правительстве РФ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, высокотехнологичные отрасли промышленности, цифровая модель человека, человек-пилот, некорректные задачи в авиации.

Для цитирования: Бетелин В. Б., Галкин В. А., Гавриленко Т. В., Дибижев А. К., Коваленко О. В., Никитин Н. Ф., Соловьев В. П. Проблемные вопросы реализации технологий искусственного интеллекта в высокотехнологичных отраслях отечественной промышленности (жизненно стратегически важных сегментах российского общества). *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):8–18. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-2.

ISSUES OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLICATION TO THE DOMESTIC HIGH-TECH INDUSTRIES (CRITICAL COMPONENTS OF THE RUSSIAN SOCIETY)

V. B. Betelin[1], V. A. Galkin[2], T. V. Gavrilenko[2], A. K. Dibizhev[3], O. V. Kovalenko[4], N. F. Nikitin[3], V. P. Solovyov[4]

[1] *Federal State Institution "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Moscow, Russian Federation, betelin@niisi.msk.ru*

[2] *Surgut Branch of Federal State Institute "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Surgut, Russian Federation*

[3] *United Aircraft Corporation, Moscow, Russian Federation*

[4] *Russian Federal Nuclear Center – Russian Research Institute of Experimental Physics, Sarov, Russian Federation*

Abstract: the authors discuss the issues of a large-scale AI adoption in the domestic high-tech industries. The paper presents the current legal framework and key AI implementation areas. It is shown that the capability of AI technologies available today is limited. There is no theoretical basis or required verification of artificial neural networks or other AI technologies. The paper also covers the issues with developing a digital twin of a human pilot, and the drastic differences between human and artificial intelligence applied to solve incorrect problems in aviation. One of the major conclusions is that a scientific, ideological, and political platform for the AI development and implementation in the mission-critical areas (education, high-tech industry, transportation) shall be prepared and adopted through public hearings and discussions hosted by the RAS, State Duma, with a subsequent review by the Russian Government.

Keywords: artificial intelligence, high-tech industries, human pilot digital model, incorrect problems in aviation.

Cite this article: Betelin V. B., Galkin V. A., Gavrilenko T. V., Dibizhev A. K., Kovalenko O. V., Nikitin N. F., Solovyov V. P. Issues of Artificial Intelligence Application to the Domestic High-Tech Industries (Critical Components of the Russian Society). *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):8–18. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-2.

Технологии искусственного интеллекта — ключевые технологии развития России

Общепризнанной тенденцией мирового научно-технического прогресса является реализация технологий искусственного интеллекта (ИИ) во всех сферах человеческой деятельности, связанной с анализом, обработкой больших объемов данных и принятием оперативного, адекватного сути дела решения в задачах различного назначения. Это связано с тем, что ИИ является замыкающей технологией нового технологического уклада, которая должна преодолеть существующие ограничения, связанные с реальными возможностями человеческого мозга по управлению системами с постоянно растущей информационной сложностью [1].

Средства, методы искусственного интеллекта уже сегодня внедряются во многие стороны, аспекты нашей повседневной жизни с целью повышения эффективности, комфортности работы транспорта, медицины, социальной сферы, государственного управления и т.д.

Российская Федерация наряду с ведущими зарубежными странами рассматривает искусственный интеллект как одно из ключевых направлений развития промышленности и как важный фактор укрепления обороноспособности страны, обеспечения национальной безопасности, сохранения технологического суверенитета, достижения военно-политического превосходства на мировой арене.

В интересах опережающего развития и внедрения технологий искусственного интеллекта в ключевые высокотехнологичные отрасли экономики наращивается объем бюджетных и частных инвестиций в проведение фундаментальных, поисковых и прикладных исследований.

При этом основные направления развития отечественных технологий искусственного интеллекта определены в «Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года», утвержденной указом Президента РФ от 10.10.2019 № 490.

В рамках национального проекта «Цифровая экономика Российской Федерации» реализованы следующие мероприятия:

- разработан и утвержден федеральный проект «Искусственный интеллект»;
- в рамках федерального проекта «Нормативное регулирование цифровой среды» разработаны нормативно-правовые акты в области искусственного интеллекта.

В целях государственного регулирования проблем развития технологий ИИ между Правительством РФ и ПАО «Сбербанк» подписано соглашение о намерениях, предусматривающее подготовку компанией и утверждение Правительством РФ дорожной карты развития высокотехнологичной области «Искусственный интеллект». Отдельно подписано соглашение между Правительством РФ и АО «Управляющая компания «Российский фонд прямых инвестиций» (УК «РФПИ»), предусматривающее содействие в привлечении инвестиций в российские компании в области искусственного интеллекта совместно с международными партнерами.

Указанные соглашения стали основой разработки дорожной карты развития области «Искусственный интеллект», которая включает в себя результаты выполнения федерального проекта «Искусственный интеллект», а также совместные мероприятия ПАО «Сбербанк» и АО «УК «РФПИ» в данной области.

Для дальнейшего развития высокотехнологичной отрасли «Искусственный интеллект» представителями бизнеса сформирован Альянс искусственного интеллекта, в который входят: ПАО «Сбербанк», Яндекс, Mail.ru Group, МТС, «Газпром нефть» и АО «УК «РФПИ».

Происходит процесс интенсивного внедрения технологий ИИ практически во все сферы человеческой деятельности в Российской Федерации. При этом необходимо отметить некоторые особенности процесса отечественной интеллектуализации жизненно важных для дальнейшего развития нашей страны промышленно-технологических, социально-образовательных областей и сегментов экономики.

Под технологиями искусственного интеллекта повсеместно внедряются (и понимаются) искусственные нейронные сети (далее — НС) как наиболее продвинутое и развитое (программно-аппаратное) средство реализации предметной области исследований. Исторически технологией искусственного интеллекта являлся процесс движения информации от неструктурированных данных к решению трудной задачи, которая традиционными методами не решалась (см. рис.).



Рис. *Структура искусственного интеллекта*

Из всей совокупности математических методов, принадлежащих искусственному интеллекту, НС наиболее полно отвечают современным требованиям модели развития «торговой экономики» России, когда во главу угла ставится временной фактор и минимизация финансовых рисков (максимальная прибыль в минимальные сроки), так как обеспечивают быстрое решение (мгновенную реакцию) на входное воздействие с оперативным достижением поставленной цели.

Однако сам процесс обучения НС является подмножеством машинного обучения, позволяющим вывести программу или алгоритм из некоторых данных вместо их непосредственной реализации в традиционном программировании [2]. Таким образом, обученная НС представляет собой автоматически созданный алгоритм на данных, качество которого проверяется на ограниченном множестве тестовых данных. То есть ни во время создания алгоритма, ни во время его проверки нет процедур, гарантирующих его качество. В результате получается алгоритм без особых интеллектуальных вложений со стороны человека, который прямыми методами декларативного программирования мог бы и не получиться. При обучении НС, как правило, используются готовые алгоритмы, реализованные в библиотеках, созданных ведущими мировыми компаниями. Основой НС являются эмпирические методы решения, использующие весовые коэффициенты и сверточные слои (сети). При использовании алгоритмов обучения НС на первый план выходят возможности аппаратных ресурсов (чем больше вычислительная производительность и количество сверточных слоев в НС, тем точнее и быстрее решение).

Насколько оправдан подход, предлагаемый Сбербанком по внедрению НС технологий в качестве основы для дальнейшей интеллектуализации всех сфер деятельности нашего общества, в том

числе стратегически важных для страны, таких как сельское хозяйство, транспорт, ОПК, авиастроение, образование, вооруженные силы, военная и гражданская техника? Прежде всего, это касается процессов оптимизации и управления, являющихся базовыми (основополагающими) функциями в транспортной сфере (при решении задач управления транспортными средствами, летательными аппаратами (ЛА)), в управлении войсками и боевыми авиационными системами.

Все ли так безоблачно в реализуемой Альянсом искусственного интеллекта технологической революции, насколько совершенен математический аппарат решения с помощью НС, обеспечивает ли он достоверный результат и что в обозримом будущем для нашей страны принесет такой подход, позволит ли он обеспечить всестороннее, гармоничное развитие общества, сохранение технологического суверенитета государства в быстро меняющемся мире при условии наличия молодого поколения, подготовленного к самостоятельному существованию, обладающего высоким умственным, научно-техническим, промышленно-технологическим потенциалом?

Рассмотрению данной проблемы, а именно оценке целесообразности использования технологий НС в процессах оптимизации, управления ЛА, группой ЛА и применения по назначению, с учетом социальных сопутствующих (обеспечивающих) аспектов по направлениям образования (подготовке профильных кадров) посвящена данная статья.

Технологии искусственного интеллекта — это технологии создания цифровых двойников человека

Действительно, по сути дела, стратегическая значимость технологий ИИ как ключевого направления развития страны основывается на предположении о возможности создания цифровых двойников человека, которые интеллектуально и профессионально сопоставимы со своими реально существующими прототипами или даже превосходят их [3]. Другими словами, предполагается, что эти цифровые двойники могут на равных взаимодействовать как с реальными людьми, так и с природной и технической средой их обитания. То есть, например, играть с реальными людьми в шахматы и выигрывать у них, управлять автомобилями и самолетами, наравне с реальными водителями и пилотами, имеющими многолетний стаж работы, обрабатывать земли, убирать урожай и т.д.

Предположения о возможности создания таких цифровых двойников человека, казалось бы, подтверждаются очевидными успехами ИИ в области игры в шахматы. Однако существенно важно, что эти успехи цифровых двойников гроссмейстера принципиально основываются на комбинаторном анализе многих тысяч партий, сыгранных реальными, а не цифровыми гроссмейстерами. Основная математическая проблема, решаемая при этом, — уменьшение перебора большого, но конечного числа вариантов шахматных партий. При этом каждая партия представляет собой упорядоченную конечную последовательность конечного множества шахматных фигур и клеток на шахматной доске

Вместе с тем математические проблемы создания цифровых двойников водителя автомобиля или пилота самолета относятся к классу некорректных задач, решение которых либо отсутствует, либо множественно, либо неустойчиво и не сводится к уменьшению перебора конечного числа вариантов. Другими словами, успехи ИИ в области игры в шахматы никак не подтверждают возможность создания цифровых двойников водителя автомобиля и пилота самолета, адекватных по своим способностям реальным водителям и пилотам, имеющим многолетний опыт профессиональной работы.

Более того, создание таких цифровых двойников водителя и пилота предполагает создание цифровых двойников автомобиля и самолета, а также цифровых двойников пространства, в котором движутся цифровые двойники автомобиля и самолета. Математические проблемы создания таких цифровых двойников, адекватных их реальным прототипам, также относятся к классу некорректных задач, с неточно заданной правой частью уравнений, поскольку исходные данные для решения известны приближенно. Для регуляризации некорректной задачи должен быть заменен оператор, описывающий процесс, на приближенный. Процедура такого преобразования получила название «метода регуляризации Тихонова», который охватывает задачи обработки сигналов и изображений, а также такую классическую задачу линейной алгебры, как решение плохо обусловленной системы линейных уравнений [4].

Из вышеизложенного следует, что проблема создания цифровых двойников человека-водителя и человека-пилота, которые интеллектуально и профессионально сопоставимы со своими прототипами при управлении реальными автомобилями и самолетами, двигающимися в реальных пространствах,

или даже превосходят их, сводится к проблеме разработки методов регуляризации множества всех возникающих при этом некорректных задач. То есть сводится к обоснованию возможности существования таких цифровых двойников.

На уровне математических доказательств требует обоснования возможность существования устойчиво функционирующих цифровых двойников человека-творца для таких предметных областей, как промышленность, наука и образование. То есть интеллектуальных систем (ИС) управления, реализующих творческие функции, которые способен выполнять только человек. Такие системы способны в любой из этих областей человеческой деятельности адаптироваться, обучаться на своем опыте и повышать свою эффективность, решать задачи, требующие человеческого восприятия, мышления, информационного взаимодействия и физических усилий. Однако на данный момент отсутствуют не только строгие математические, но вообще какие-либо доказательства возможности существования таких устойчиво функционирующих цифровых двойников человека-творца.

Не имея обоснования возможности существования таких ИС, вообще говоря, преждевременно утверждать, что технологии искусственного интеллекта являются ключевым направлением развития промышленности, в том числе автомобильной и авиационной. Подтверждением этому является, например, практическое отсутствие гарантий штатного функционирования беспилотных автомобилей в условиях реальной, а не специальной дорожной обстановки и погодных условий. А также отсутствие гарантий штатного функционирования уже созданных или планируемых к созданию на основе технологии глубокого обучения (ГО) нейронных сетей интеллектуальных систем автоматического распознавания целей, автоматического дешифрования аэрокосмической информации, автоматической видовой разведки, автоматического распознавания целей для высокоточного оружия и других авиационных средств поражения.

Однако в отношении таких предметных областей, как торговля и оказание услуг, особенно нематериальных услуг, возможность создания устойчиво функционирующих цифровых двойников человека-продавца и человека-потребителя, которые сопоставимы со своими реально существующими прототипами и даже превосходят их, безусловно доказана практическими успехами как зарубежных (Google, Apple, Facebook), так и отечественных (Сбербанк, Яндекс, Ozon) компаний.

Существенно важно, что успехи этих компаний в области ИИ заключаются только в создании цифровых моделей человека-продавца и человека-потребителя, но не человека- творца. Эти успехи, так же, как и успехи в области игры в шахматы, принципиально основываются на комбинаторно-игровом анализе очень большого, но конечного набора данных о потребностях, склонностях и предпочтениях реальных людей-потребителей, а также практических приемах («сыгранных партий») многих тысяч реальных людей-продавцов при общении с реальными покупателями.

Технологии создания цифровых двойников человека-продавца товаров и нематериальных услуг и человека-потребителя этих товаров и услуг представляют собой технологический пакет нового экономического уклада. Этот уклад формируют в России компании Альянса искусственного интеллекта как стратегическую основу новой цифровой экономики нематериальных услуг [5], по сути дела, полностью отрицающей экономику материального производства.

Цифровые модели человека должны видеть, слышать, читать, писать и рисовать

Уже сегодня всеми этими коммуникативными возможностями в рамках своей предметной области цифровой продавец товаров и услуг обладает на уровне человека-продавца, а в ряде случаев и превосходит этот уровень, прежде всего, за счет невысокой сложности цифровой, предметной области (цифрового пространства), которая обеспечивает рассматриваемой области возможность комбинаторно-игрового анализа имеющейся априорной информации как о потенциальном потребителе (цифровая модель человека-потребителя), так и о практических приемах многих тысяч реальных продавцов. По сути дела, именно успехи в создании коммуникационных возможностей цифровой модели человека-продавца, но не человека-творца являются основными успехами современного ИИ. Именно поэтому компании, которые активно участвуют в процессе цифровизации различного рода услуг и всех сфер жизни общества, являются в нашей стране лидерами в области внедрения систем ИИ для цифровой экономики услуг, прежде всего, нематериальных.

Эти коммуникативные функции цифрового продавца реализуются в том числе на основе технологий глубокого обучения нейронных сетей. Глубокое обучение — совокупность методов машинного

обучения (с учителем, с частичным привлечением учителя, без учителя, с подкреплением), основанных на обучении нейросети (принимать правильные решения) представлениям, а не специализированным алгоритмам под конкретные задачи. Бездоказательно предполагается, что нейросеть, обучаясь без каких-либо ограничений на основе «наблюдений» за данными, может «придумать» собственное решение поставленной задачи.

Также бездоказательно предполагается, что методы ГО в совокупности с достижениями в области вычислительных мощностей (использование графических ускорителей, специальных нейронных процессоров производительностью 1 экзафлоп) в принципе позволяют создавать сложные технологические архитектуры нейронных сетей и обеспечить на этой основе решение достаточно широкого спектра прикладных задач. На сегодня НС и ГО применяются, прежде всего, для решения именно коммуникативных задач: распознавания изображений, голоса и обработки естественного языка. Однако для этих решений отсутствует какое-либо теоретическое обоснование достоверности, устойчивости и повторяемости. Тем более, что имеются многочисленные примеры недостоверности, неустойчивости и неповторяемости коммуникативных НС решений. Практика работы Сбербанка, Яндекса и Ozon свидетельствует о том, что это не является препятствием при реализации цифровых моделей человека-продавца. Но для реализации и коммуникативных, и творческих функций цифровых моделей человека-творца, конечно, необходимы теоретические обоснования существования и адекватности модели НС (теорема существования), сходимости процесса обучения этой НС в конкретной предметной области к результату — цифровой модели человека-творца, устойчивости этой цифровой модели в условиях возможных возмущений исходных данных и ее обязательной верификации.

Несмотря на отсутствие таких теоретических обоснований, многие промышленные организации в нашей стране, ведущие разработки цифровых двойников человека, в том числе и цифровых моделей человека-водителя беспилотных транспортных средств, используют разработанные за рубежом библиотеки НС алгоритмов, доступных в сети Интернет, для которых отсутствует доказательство сходимости и устойчивости, которые по этой причине уязвимы для кибератак. Причем эти библиотеки используются не только для реализации коммуникативных функций, но и для решения задач управления транспортными средствами, то есть осуществления творческих функций.

Отсутствие теоретических обоснований применимости и обязательной верифицируемости является проблемой не только НС технологий, но и других видов технологий искусственного интеллекта, таких, например, как:

- машинное обучение за счет применения существующих решений множества сходных задач;
- биоинспирированные алгоритмы оптимизации, основанные на методе роевого интеллекта;
- генетическое программирование на основе имитации биологических процессов для поиска оптимального решения;
- метаэвристические алгоритмы оптимизации решения задач за требуемое время;
- мультиагентное имитационное моделирование;
- нечеткая и дескрипционная (описательная) логика, позволяющая в условиях нечеткости путем логических рассуждений находить оптимальное решение задач;
- экспертные системы;
- когнитивные технологии.

Проблемы создания цифрового двойника человека-пилота

Прежде всего, необходимо отметить, что в значительной степени перечень этих проблем и методов их решения определяется той областью деятельности, военной или гражданской, для которой создается цифровой двойник человека-пилота летательного аппарата, включая цифровые двойники аэродромного и воздушного пространств. Действительно, профессиональный опыт гражданского пилота связан с перевозкой коммерческих грузов и людей, а опыт военного летчика — с выполнением боевых заданий, в том числе в составе группы ЛА, а также перевозкой военных грузов и военнослужащих. Гражданские летчики летают на гражданских ЛА и используют гражданские аэродромы, а военные летчики — военные ЛА и военные аэродромы. То есть создание цифровых двойников-пилотов военных ЛА (далее – цифровых военных пилотов) включает также создание цифровых двойников военных ЛА, групп военных ЛА и военных аэродромов, а также цифровых двойников военного воздушного пространства, включая цифровых двойников потенциальных воздушных противников, как одиночных,

так и групповых.

Основная цель и реального, и цифрового военного пилота — выполнить боевое задание, то есть в противоборстве победить противника, выиграть у него партию, в терминах цифрового гроссмейстера. В основе этого авиационного противоборства, так же, как и в основе шахматного, — комбинаторно-игровой анализ многих тысяч «сыгранных партий» — цифровых двойников противоборств реальных, а не цифровых военных пилотов, цена проигрыша в которых — гибель ЛА. При этом сложность и реального, и цифрового двойника пространства, в котором велись эти авиационные противоборства, и цена их проигрыша несопоставимо выше сложности и реального, и цифрового двойника пространства, в котором ведется шахматное противоборство, и цены их проигрыша. Прежде всего, потому, что, как уже отмечалось выше, математические проблемы создания цифрового двойника пространства авиационного противоборства, по сути дела, сводятся к регуляризации множества всех возникающих при этом некорректных задач, оценке адекватности результатов регуляризации первоначальной цели и в конечном счете — к обоснованию возможности ее достижения.

Регуляризация некорректных задач в авиации — это дело специалистов авиационных КБ, институтов и пилотов

В настоящее время в системах управления авиационными комплексами (АК) используются технологии экспертных систем, нечеткой логики и НС, обеспечивающие только фрагментарную автономность функционирования этих комплексов на определенных этапах полета и, соответственно, решение узкого круга задач их применения.

Если рассматривать решаемые задачи, а именно интеллектуализацию процесса оптимизации и управления ЛА, группой ЛА (в том числе смешанной) и применение по назначению, то они, как любые некорректные задачи, обладают рядом ограничений, особенностей:

- наличие стохастических и нечетко определенных данных;
- необходимость поиска глобального оптимума;
- отсутствие адекватного математического описания (модели), полностью соответствующего реальным условиям функционирования;
- многомерность, многоэкстремальность, многокритериальность;
- отсутствие аналитических выражений для целевых функций;
- алгоритмическое представление и высокая вычислительная сложность;
- недифференцируемость и нелинейность;
- наличие переменных разного типа (дискретных и непрерывных) в целевых функциях.

Для решения таких некорректных задач автономно, без исключения, на всех этапах полета и применения по назначению, должен быть разработан математический аппарат, обеспечивающий интерпретируемость, полноту, безусловную верифицируемость, устойчивость, «прозрачность» и достоверность решений.

Вообще говоря, процесс управления ЛА относится к классу некорректных задач, включая и классическую задачу оптимизации. Регуляризация этих задач специалистами авиационных КБ и НИИ на основе натурных и стендовых испытаний ЛА обеспечивает создание отработанного математического аппарата, поиска оптимального решения, которое происходит по определенным законам (разработанным алгоритмам).

В постановочном плане с учетом перечисленных ограничений, неопределенности исходных данных и параметров, реальной меняющейся обстановки в пространстве с двигающимися ЛА и при внешних случайных воздействиях предполагается, что существуют и могут быть реализованы алгоритмы поиска оптимального решения на основе технологий ИИ, обладающих (предположительно) свойством самообучаемости, адаптивности к новым возникающим условиям, вариантам задачи, реакция на которые алгоритмически не предусмотрена, позволяющие вычислить, найти, решить целевую функцию и на выходе:

- дать команды (рекомендации в виде «интеллектуальной поддержки») на управление ЛА (группой ЛА) и применение;

- самостоятельно дать команды («самостоятельно», без вмешательства экипажа) на автономное управление движением АК (группой АК) и его применение по назначению для выполнения задачи (операторы наземной станции управления, воздушного узла связи или летчики проверяют-подтверждают

выбор или наблюдают).

НС, как и другие виды технологий искусственного интеллекта, которые также относятся к классу некорректных задач, применяемые автономно без согласованного механизма регуляризации, не являются ни единственным, ни достаточным средством для решения всего множества возникающих сложных, при этом некорректных задач на всех этапах полета и применения по назначению ЛА. Таким образом, прежде всего, специалистами авиационных КБ и НИИ должен быть разработан согласованный общий механизм регуляризации всех некорректных задач на основе соответствующих формализованных нормативных документов (уставов, наставлений и курсов подготовки) и практического опыта профессиональных пилотов ЛА и авиационных специалистов. Это обеспечит возможность создания математического аппарата (модели функционирования), использующего ряд перечисленных регуляризованных технологий ИИ, работающих совместно, в соответствии с ролевой моделью. Только комплексное применение таких регуляризованных технологий ИИ в составе АК позволит добиться искомого решения, а используемый математический аппарат будет обладать полнотой, «прозрачностью», достоверностью принятого решения и безусловной верифицируемостью.

Подводя итог сказанному, можно отметить, что прорыв, произведенный ГО НС, обеспечил решение задач, отражающих периферийные функции человека. Сам процесс обдумывания, планирования своих действий («поведенческое» управление), логического «рассуждения» и абстрактного мышления пока не воспроизводится работой искусственных нейронных сетей. Эти процессы могут быть воспроизведены только на основе практического опыта специалистов авиационных КБ и НИИ и профессиональных пилотов, а также объединения и взаимодействия в рамках решаемой задачи различных методов ИИ, включая НС с имитационным моделированием.

Предлагаемый комплексный подход позволит в полной мере использовать преимущества и достоинства отечественной фундаментальной науки (теоретической и прикладной школы математики), потенциал которой был неоднократно успешно реализован, начиная с 50-х годов прошлого века, при разработке и создании сложных образцов авиационной техники и вооружения в условиях финансовых, ресурсных, временных, санкционных ограничений.

Зачастую это компенсировало определенное технологическое отставание от аналогичных зарубежных проектов за счет глубины, фундаментальности проработки применяемого математического аппарата при моделировании реальных физических процессов. В этом заключался наш собственный подход, позволявший успешно на протяжении длительного времени конкурировать с ведущими промышленными мировыми гигантами (США, Великобритания, Франция, Германия). К сожалению, сейчас мы, по большому счету, пытаемся соревноваться с зарубежными компаниями, «впрямую» используя подходы, реализуемые конкурентами, учитывающие их промышленно-технологическое, финансовое преимущество (потенциал), что приводит к полной (частичной) утрате фундаментальной математической школы и бесконечной погоне с более чем десятилетним опозданием за уровнем развития США, Евросоюза в искомой области исследований.

Примером реализации такого подхода могут послужить попытки более легкого доступа к информационным системам в конце 80-х – начале 90-х годов прошлого столетия, которые привели в ущерб развитию отечественной CAD/CAM/CAE-системы (для автоматизированного проектирования сложных изделий с трехмерным моделированием, инженерным анализом, оптимизацией производственных процессов) к массовым закупкам западных систем. Купить стало проще, чем создавать и вместе доводить отечественный продукт. Введение с 2014 года санкций по сопровождению западных систем наглядно продемонстрировало пагубность такого подхода. Сегодня мы создаем свою ИС тяжелого класса, но с опозданием в 30 лет.

Синтез технологий ИИ, имитационного моделирования, оптимизации, хранения и обработки данных будет являться основой принятия решения, где технология НС будет одной из множества других технологий ИИ.

Дело в том, что НС, так же, как и системы имитационного моделирования, вообще говоря, основаны на классических математических методах аппроксимации и оптимизации, но, в отличие от последних, не обладают свойствами устойчивости, предсказуемости, достоверности, верифицируемости.

Поэтому интеллектуализация процессов оптимизации, управления ЛА должна базироваться на использовании математического аппарата, достоверно (полно и прозрачно) описывающего модели-

руемый процесс с обеспечением правильного решения посредством достижения (определения и решения) целевой функции на основе применения технологий искусственного интеллекта, программно-алгоритмического обеспечения (симбиоза созданного отечественной теоретической школой и лучшими аналогичными продуктами) с учетом научно-технического задела, имеющегося по всем направлениям технологий ИИ и возможностей кадрового потенциала (квалифицированных сотрудников).

В заключение, говоря об интеллектуализации процесса функционирования (управления) ЛА как в одиночном, так и в групповом варианте, следует отметить, что только комплексное применение технологий ИИ в составе АК позволит добиться искомого решения всего множества возникающих в пространстве работы АК сложных некорректных задач.

Проблемы профильного образования

Продолжая тему подготовки профильных специалистов (сотрудников), необходимо отметить, что предлагаемый подход предполагает использование принципа обучения и получения, постоянного пополнения базовых знаний, творческого мышления, работы, а не использования (умелого применения) готовых технологий.

Тема внедрения технологий искусственного интеллекта (нейросети) в систему образования Российской Федерации весьма неоднозначна, учитывая возможные последствия и результаты предлагаемых Альянсом методов обучения подрастающего поколения, в том числе для области авиастроения.

Современная экономическая модель развития неизбежно влияет на образование в России. Под влиянием цифровых технологий была сформирована альтернативная существовавшей в СССР модель образования.

Основные постулаты этой модели отражены в принятом в 2012 году «Законе об образовании в Российской Федерации»:

- недопустимость ограничения или конкуренции в сфере образования (п. 11 ст. 3);
- свобода выбора модели образовательных услуг согласно склонностям и способностям человека (п. 7 ст. 3);
- адаптивность образования к уровню подготовки и интересам человека (п. 8 ст. 3);
- свобода образовательных организаций в разработке и утверждении образовательных программ, которые определяют содержание образования (п. 7 ст. 3).

На практике это означает подготовку людей не творчески мыслящих (творцов), а грамотных пользователей (потребителей), в первую очередь, готовой цифровой продукции, технологий (разработанных за рубежом).

Уже сейчас современная молодежь погружена в виртуальный мир гаджетов, Интернета и социальных сетей, что приводит к нежеланию мыслить, созидать, ведь проще быть потребителем (участником) виртуального мира, в котором формируется мировоззрение, где авторитет и ценность действия (самостоятельного решения) подменяются сформированным извне (зомбированным) мнением, как поступать в той или иной ситуации (сфере деятельности).

Школы уже много лет выпускают молодежь, не мотивированную на собственное развитие, на напряженную учебу и труд, работает принцип, заимствованный из западной методички для обучения не самых сильных детей, — сотрудничество, коммуникация, критическое мышление, креативное мышление, при таком подходе знания не нужны, математика нужна только в объеме того, что встречается в быту. Это не может не сказываться на качестве специалистов, которых готовят сильно подпорченные реформами вузы.

«Уровень подготовки студентов российских вузов падает, что связано в том числе и со снижением качества школьного образования», — заявил президент Российской академии наук Александр Сергеев в ходе всероссийского форума «Молодежь и наука» [6].

Проблемы подготовки авиационных специалистов в вузах во многом отражают современные реалии образовательных процессов, когда происходит перекос в сторону копирования иностранных учебных курсов, в основном, управленческого характера, при которых совершенно опускаются (игнорируются) вопросы предметного (профильного) характера, а как же будет работать (функционировать) производственная модель промышленности (технологии, станкостроение, материаловедение, аэродинамика). По сути, в завуалированной форме отказываются от профильных знаний и обобщений – достаточно навыков по общему управлению.

Необходимо готовить полноценных инженеров (а не одних менеджеров), способных не только грамотно пользоваться цифровыми технологиями, но умело адаптировать, применять их в промышленных целях с дальнейшим наращиванием, совершенствованием, развитием требуемых технологических процессов на основе глубокого знания фундаментальных основ науки (физики, математики, химии, . . .).

Заключение

1. Технологии ИИ крайне нужны для облегчения, помощи, частичной замены труда человека во многих областях жизнедеятельности, особенно в сферах, связанных с риском, вредом для здоровья, жизни. Ни в коем случае нельзя отрицать перспективность, востребованность развития, внедрения технологий ИИ в сегменты промышленности, производства, области обработки больших объемов данных.

2. Современная идеология реализации ИИ — это попытка (предположение) создания цифровых двойников, полностью заменяющих человека, причем эта уверенность базируется на локальных успехах нейросетей по решению задач распознавания в области языка, социальных сфер, сферы услуг.

3. НС в настоящее время являются наиболее развитыми и востребованными среди технологий ИИ в мире, но в практическом отношении доказана успешность их применения только для решения задач определенного класса: распознавания образов, речи, текстов.

4. В то же время говорить о полноценной замене человека (и его основных интеллектуальных функций) программно-аппаратным техническим средством, как и использовать термин «искусственный интеллект», представляется несколько преждевременным и некорректным. С точки зрения физиологии, процесс функционирования человеческого мозга (принятие решений, запоминание, мышление) — это активный морфогенетический процесс с динамическим изменением системы физических связей (синапсов) между нейронами в различных частях (сегментах) мозга, причем синапсы возникают и исчезают периодически в среднем по три в сутки, и установить закономерность данного процесса (содержание, место возникновения) нельзя, как и невозможно его хотя бы приблизительно смоделировать. Поэтому реализуемые подходы по моделированию искусственного интеллекта в виде нейронных сетей (связей) не могут соответствовать истинной природе функционирования мозга человека [7].

5. Приведенные недостатки показывают, что НС не являются единственным и достаточным средством для интеллектуализации нашего общества, и не позволяют рассматривать НС как основное и единственное средство решения в задачах оптимизации и управления. Требуется проведение всестороннего сравнительного анализа существующих технологий ИИ с точки зрения их применимости и совершенства используемого математического аппарата как единственной основополагающей теоретической основы (доказательства) правильности функционирования системы.

6. Мультиагентное имитационное моделирование, являясь одной из технологий ИИ, должно позволить создать необходимую среду получения и адаптации оптимального управления группами АК. Среда имитационного моделирования также является и средой, поставляющей качественные синтетические данные для машинного обучения, в частности обучения с подкреплением. При этом в имитационной среде можно организовать машинное обучение не только НС, а и других структур-носителей знаний, например, программ на предметно-ориентированном языке. Кроме того, имитационная среда позволяет объединить модели, построенные на традиционных принципах (уравнениях) и на новых принципах (на сырых данных из реального мира).

7. Подходы имитационного моделирования, являясь выразителями классического моделирования, должны быть составной частью высшего образования и подготовки профильных специалистов. Они требуют качественных моделей, построенных на законах природы.

8. В настоящее время мы находимся на перепутье (в точке перелома), в каком направлении наша страна, общество пойдет дальше и что нас ожидает в обозримом будущем в результате внедрения технологий ИИ. Необходим взвешенный, разумный, сбалансированный подход к решению данной проблемы, с персональным учетом важности, стратегической ценности прикладных областей, в которых планируется реализовывать технологии ИИ (где цена ошибки слишком велика, т.к. сопровождается непоправимыми последствиями техногенного, образовательного, общественно-политического характера).

9. В этой ситуации наиболее целесообразными представляются разработка, принятие научно-идеологической, политической платформы развития, внедрения технологий ИИ в жизненно важные

сферы государства (образование, наукоемкие отрасли промышленности, транспорт) путем проведения общественных слушаний, заседаний под патронажем РАН, Госдумы с дальнейшим обсуждением в ФОИВ, Правительстве РФ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шумский С. А. *Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта.* М.: РИОР; 2019. 340 с.
2. Памперла М., Фергюсон К. *Глубокое обучение и игра в го.* М.: ДМК Пресс; 2020. 372 с.
3. Митрохина Е. В Совбезе заявили об опасности ИИ как инструмента геополитического влияния. *Газета.ru*. Режим доступа: https://m.gazeta.ru/politics/news/2021/08/24/n_16424636.shtml.
4. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. *Методы решения некорректных задач*. М.: Наука; 1986.
5. Бетелин В. Б. О выгодоприобретателях научно-технического прогресса. *Успехи кибернетики*. 2020;2(2):6–14.
6. *Глава РАН заявил, что качество подготовки выпускников российских вузов продолжает падать*. Режим доступа: https://tass.ru/obschestvo/11383463.
7. Савельев С. В. *Вычисление структуры мозга человека.* ГФБНУ НИИ морфологии человека РАН. Лекция.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-3

НЕКОТОРЫЕ МАТЕМАТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРОБЛЕМЫ ПОСТРОЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В. Б. Бетелин[1], **В. А. Галкин**[2,3], **А. О. Дубовик**[2,3]

[1] *Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Москва, Российская Федерация, betelin@niisi.msk.ru*

[2] *Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Сургут, Российская Федерация, val-gal@yandex.ru*

[3] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация, alldubovik@gmail.com*

Аннотация: искусственные нейронные сети (ИНС) в настоящее время являются полем интенсивных исследований. Они зарекомендовали себя при решении задач распознавания образов, аудио и текстовой информации. Планируется их применение в медицине, в беспилотных автомобилях и летательных аппаратах. Однако крайне мало научных работ посвящено обсуждению возможности построения искусственного интеллекта (ИИ), способного эффективно решать очерченный круг задач. Отсутствует гарантия штатного функционирования ИИ в любой реальной, а не специально созданной ситуации.

В данной работе предпринимается попытка обоснования ненадежности функционирования современных искусственных нейронных сетей. Показывается, что задача построения интерполяционных многочленов является прообразом проблем, возникающих при создании ИНС. Известны примеры К.Д.Т. Рунге, С.Н. Бернштейна и общая теорема Фабера о том, что для любого наперед заданного натурального числа, соответствующего количеству узлов в интерполяционной таблице, найдется точка из области интерполяции и непрерывная функция, что интерполяционный многочлен не сходится к значению функции в этой точке при неограниченном росте числа узлов. Отсюда следует невозможность обеспечения эффективной работы ИИ лишь за счет неограниченного роста числа нейронов и объемов данных (Big Data), используемых в качестве обучающих выборок.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, проблемы применения нейронных сетей.

Благодарности: работа выполнена в рамках государственного задания ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН (проведение фундаментальных научных исследований (47 ГП) по теме № 0065-2019-0007 «36.20 Развитие методов математического моделирования распределенных систем и соответствующих методов вычисления» (№ АААА-А19-119011590093-3).

Для цитирования: Бетелин В. Б., Галкин В. А., Дубовик А. О. Некоторые математические аспекты проблемы построения искусственных нейронных сетей. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):19–22. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-3.

SOME MATHEMATICAL ASPECTS OF CONSTRUCTING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

V. B. Betelin[1], **V. A. Galkin**[2], **A. O. Dubovik**[3]

[1] *Federal State Institution "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Moscow, Russian Federation, betelin@niisi.msk.ru*

[2] *Surgut Branch of Federal State Institute "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Surgut, Russian Federation, val-gal@yandex.ru*

[3] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation, alldubovik@gmail.com*

Abstract: artificial neural networks (ANN) are currently a field of intensive research. They are a proven pattern/audio/text recognition tool. ANNs will be used in medicine, autonomous vehicles, and drones. Still, very few works discuss building artificial intelligence (AI) that can effectively solve the mentioned problems. There is no guarantee that AI will operate properly in any real-life, not simulated situation.

In this work, an attempt is made to prove the unreliability of modern artificial neural networks. It is shown that constructing interpolation polynomials is a prototype of the problems associated with the ANN

generation. There are examples by C.D.T. Runge, S.N. Bernstein, and the general Faber theorem stating that for any predetermined natural number corresponding to the number of nodes in the lookup table there is a point from the interpolation region and a continuous function that the interpolation polynomial does not converge to the value of the function at this point as the number of nodes increases indefinitely. This means the impossibility of ensuring efficient AI operation only by an unlimited increase in the number of neurons and data volumes (Big Data) used as training datasets.

Keywords: artificial neural networks, neural network applications.

Acknowledgements: this study is the 47 GP government order contracted to the Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences, project No. 0065-2019-0007 36.20 Advancing Distribution System Simulation and Computation Methods (No. AAAA-A19-119011590093-3).

Cite this article: Betelin V. B., Galkin V. A., Dubovik A. O. Some Mathematical Aspects of Constructing Artificial Neural Networks. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):19–22. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-3.

Во многочисленных вычислительных экспериментах по распознаванию образов, обработке акустической, видео и текстовой информации были найдены подходы к созданию программного обеспечения для практического решения ряда трудно формализуемых задач. Эти успехи породили огромный поток работ и интерес к созданию полуэмпирических методов, носящих название искусственные нейронные сети (ИНС).

Общий подход, лежащий в основе построения ИНС, состоит в принятии гипотезы возможности создания устройства, которое можно обучить на серии примеров принятию решений.

Настройка ИНС (аналог процедуры автоматизированного программирования структуры ИНС) состоит в подборе семейства искусственных нейронов (преобразований) и коэффициентов умножения вектора входного сигнала на основе дополнительно декларируемых принципов (например, оптимизации). Целью создания ИНС является в некотором смысле «оптимальная реконструкция» неизвестного отношения R на основе заданного «обучающего» набора $\tilde{R}$. По своей природе такая постановка задачи является некорректной ввиду существенной множественности ее решений («школьная» задача об отыскании кривой, соединяющей заданный набор точек). Таким образом, необходимым элементом построения ИНС служит введение целевого правила (критерия, функционала и т. п.) F, на основе применения которого выполняется построение «наилучшего» продолжения заданного отношения $\tilde{R}$ до отношения R_F, которое аппроксимирует R (например, посредством минимизации функционала F на некотором множестве параметров). Назовем R_F математической моделью реализации ИНС. Описанная схема обычно применяется для построения продолжения функций, в частности, в задачах интерполяции.

Будем далее рассматривать задачи построения интерполяционных многочленов как прообраз математических проблем, возникающих при создании ИНС. Известно, что при неограниченном наращивании объема обучающей совокупности R возникают проблемы с точностью ИНС. Здесь показательными являются примеры К. Д. Т. Рунге [1] и С. Н. Бернштейна [2] для интерполяционных многочленов с расходящейся последовательностью аппроксимаций при неограниченном увеличении количества узлов интерполяции, что для ИНС означает неограниченный рост числа нейронов. Теорема Фабера [3] гласит, что для любой интерполяционной таблицы размерности N найдутся непрерывная функция и точка на отрезке аппроксимации, такие, что интерполяционные многочлены не сходятся к указанной функции в этой точке при $N \to \infty$.

Примеры Рунге, Бернштейна и общий результат Фабера указывают на возможность глубокого заблуждения, что неограниченное наращивание нейронов в ИНС и большие объемы данных (Big Data), положенные в основу обучающих наборов, могут обеспечить ее эффективность в рамках ИИ. То же относится ко многим утверждениям о построении так называемых «цифровых двойников» за счет безграничного наращивания обучающих наборов данных.

Указанные замечания относятся к общей фундаментальной проблеме анализа вычислительной устойчивости ИНС при наращивании объемов обучающих наборов и, как следствие, — границ реализуемости и безопасной применимости систем ИИ, построенных на комплексах, взаимодействующих с ИНС.

Одна из первых связей между искусственным интеллектом и теоремой Геделя о неполноте

была установлена британским философом Дж. Лукасом.

Любая формализованная арифметика состоит из языка (алфавита), аксиом (исходных истинных утверждений) и правил вывода, позволяющих из аксиом (и гипотез) получать новые истинные утверждения. Теорема Геделя о неполноте формализованной арифметики в несколько более вольной интерпретации, чем описано в [5], утверждает, что если формальная система (формализованная арифметика) непротиворечива, то существует выражение, формулируемое на языке этой системы, такая, что не выводима ни сама эта формула, ни ее отрицание. Т. е. истинность или ложность такого утверждения невозможно установить в рамках данной формальной системы.

Дж. Лукас изложил свои идеи в статье «Умы, машины и Гедель» [6]. Его идея гласит, что многие машины, которые являются электронными или вычислительными, включая компьютеры, представляют собой пример формальной системы. Кибернетические машины, такие как современный компьютер, имеют конечные операции и соответствуют определению формальной системы Геделя. Все операции компьютеров могут быть представлены в виде формул, и существуют правила вывода, которые задаются компьютерными алгоритмами.

Одной из целей исследований ИИ является достижение «сильного искусственного интеллекта», то есть общего ИИ человеческого уровня. В настоящее время ИИ строится как алгоритмы в машинах Тьюринга, которые являются последовательными аксиоматическими системами и поэтому подчиняются теореме Геделя.

Британские математик и физик Р. Пенроуз [7, 8] и философ Дж. Лукас [6] утверждают, что человеческое сознание превосходит машины Тьюринга, потому что человеческий разум посредством интроспекции может распознавать свои собственные несоответствия, что согласно теореме Геделя невозможно для машин Тьюринга. И поэтому для машин Тьюринга недоступна возможность воспроизводить черты человеческого разума, например, такую, как математическая проницательность. Из теоремы Левенгейма–Сколема следует, что математическую реальность невозможно однозначно включить в аксиоматическую систему [9], а значит, компьютер никогда не сможет вывести все теоремы.

Согласно теореме Геделя в любой непротиворечивой формальной системе на языке этой системы можно сформулировать утверждение, не выводимое вместе со своим отрицанием, т. е. формальная система является неполной. Для разрешения неопределенности необходимо добавить это утверждение или его отрицание в состав аксиом рассматриваемой формальной системы. Для машины Тьюринга это означает наличие внешней по отношению к ней более интеллектуально развитой системы, которой каждый раз необходимо выбирать, какую новую аксиому добавить в формальную систему и в соответствии с этим выбором исправить алгоритм работы машины Тьюринга. Такие интеллектуальные системы могут образовывать иерархию все более сложных и всеобъемлющих систем, на вершине которой находится человек. Необходимость такой иерархии следует из теоремы Левенгейма–Сколема, которая утверждает, что любая система аксиом допускает намного больше существенно различных интерпретаций, чем предполагалось при ее создании. Аксиомы не устанавливают пределов для интерпретаций или моделей, и поэтому необходимо существование корректора — человека. Аксиоматические системы, к которым применима теорема Левенгейма–Сколема, предназначаются для задания одной вполне конкретной интерпретации, и, будучи применимыми к совершенно различным моделям, они тем самым не соответствуют своему назначению.

Подводя итог сказанному, можно отметить, что прорыв, произведенный НС и методами глубокого обучения, обеспечил решение задач, отражающих периферийные функции человека. Сам процесс обдумывания, планирования своих действий («поведенческое» управление), логического «рассуждения» и абстрактного мышления пока не воспроизводится работой искусственных нейронных сетей. Эти процессы так или иначе будут воспроизводиться на основе объединения различных методов ИИ (не только и не столько нейросетевых) с имитационным моделированием.

ЛИТЕРАТУРА

1. Runge K. Über empirische Funktionen und die Interpolation zwischen äquidistanten Ordinaten. *Zeitschrift für Matematik und Physik*. 1901;46:224–243.
2. Бернштейн С. Н. Собрание сочинений. Т. 1–4. М., 1952–1964.
3. Дзядык В. К. *Введение в теорию равномерного приближения функций полиномами*. М.: Наука; 1977.
4. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. *Методы решения некорректных задач*. М.: Наука; 1979.

5. Новиков П. С. *Конструктивная логика с точки зрения классической*. М.: Наука; 1977. 328 с.
6. Lucas J. R. Minds, Machines and Gödel. *Philosophy*. 2009;36(137):112–127.
7. Penrose R. *The Emperor's New Mind*. Oxford University Press; 1989. 480 p.
8. Penrose R. *Shadows of the Mind*. Oxford University Press; 1994. 457 p.
9. Клайн М. *Математика. Утрата неопределенности*. М.: Мир; 1984. 434 с.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-4

ОШИБКИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИХ ДЛЯ АТАК НА СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Т. В. Гавриленко[1,2], **А. В. Гавриленко**[2]

[1] *Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Сургут, Российская Федерация, taras.gavrilenko@gmail.com*

[2] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация, gavrilenko.anna.v@gmail.com*

Аннотация: в статье приведен обзор различных методов атак и подходов к атакам на системы искусственного интеллекта, построенных на основе искусственных нейронных сетей. Показано, что начиная с 2015 года исследователи в различных странах активно развивают методы атак и подходы к атакам на искусственные нейронные сети, при этом разработанные методы и подходы могут иметь критические последствия при эксплуатации систем искусственного интеллекта. Делается вывод о необходимости развития методологической и теоретической базы искусственных нейронных сетей и невозможности создания доверительных систем искусственного интеллекта в текущей парадигме.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, ошибки машинного обучения, атаки на системы искусственного интеллекта.

Благодарности: работа выполнена при поддержке РФФИ, грант № 18-47-860004.

Для цитирования: Гавриленко Т. В., Гавриленко А. В. Ошибки машинного обучения искусственных нейронных сетей и использование их для атак на системы искусственного интеллекта. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):23–32. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-4.

EXPLOITING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS MACHINE LEARNING ERRORS FOR ATTACKS ON AI SYSTEMS

T. V. Gavrilenko[1,2], **A. V. Gavrilenko**[2]

[1] *Surgut Branch of Federal State Institute "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Surgut, Russian Federation, taras.gavrielnko@gmail.com*

[2] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation, gavrilenko.anna.v@gmail.com*

Abstract: the paper provides an overview of methods and approaches to attacks on neural network-based artificial intelligence systems. It is shown that since 2015, global researchers have been intensively developing methods and approaches for attacks on artificial neural networks, while the existing ones may have critical consequences for artificial intelligence systems operations. We come to the conclusion that theory and methodology for artificial neural networks is to be elaborated, since trusted artificial intelligence systems cannot be created in the framework of the current paradigm.

Keywords: artificial neural networks, machine learning errors, attacks on artificial intelligence systems.

Acknowledgements: this study is supported by RFBR grant 18-47-860004.

Cite this article: Gavrilenko T. V., Gavrilenko A. V. Exploiting Artificial Neural Networks Machine Learning Errors for Attacks on AI Systems. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):23–32. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-4.

В 2015 году группа разработчиков систем искусственного интеллекта компании Google впервые показала применение искусственных нейронных сетей с состязательным обучением для искажения исходного изображения таким образом, чтобы объекты на изображении идентифицировались неправильно. Это одна из самых знаковых работ, в которой показано, как исказить пиксели изображения, чтобы классификатор принял ошибочное решение. В основе метода лежит факт, что изображения часто представлены в виде 8-битных значений (каждый пиксель может иметь одно целочисленное значение в диапазоне от 0 до 255, то есть в сумме 2^8 значений). Следовательно, если искажения не превышают

минимального значения, которое может быть представлено в изображении, то классификатор должен полностью их игнорировать и считать искаженное изображение неизмененным. Но авторы показывают, что это не так [2].

В статье [2] авторы определяют ошибочную классификацию входных данных уравнением:

$$w^T \tilde{x} = w^T x + w^T \eta,$$

где $\tilde{x}$ — входные данные, предназначенные для введения нейросети в заблуждение; $w^T x$ — выходные данные классификатора по неизмененному изображению (которое классифицируется корректно); η — это специальный вектор, добавленный к исходным входным данным таким образом, чтобы вся сеть приняла ошибочное решение о классификации.

То есть уравнение читается так: «Сеть может ошибиться в классификации, если к оригинальным входным данным добавлены такие данные, что получившийся результат заставляет нейросеть отнести его к другому классу». Это совершенно очевидно. Куда интереснее, как находить значение η [1], которое определяется следующим образом:

$$\eta = \epsilon \ \mathrm{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y)) \ ,$$

где ∇_x — это градиенты входных данных; $J(\theta, x, y)$ — функция стоимости, используется при обучении искусственных нейронных сетей; θ — параметры модели; x — входные данные; y — целевые выходные данные, то есть «ошибочный» класс.

Поскольку вся сеть является дифференцируемой, значения градиента можно легко найти с помощью метода обратного распространения ошибки.

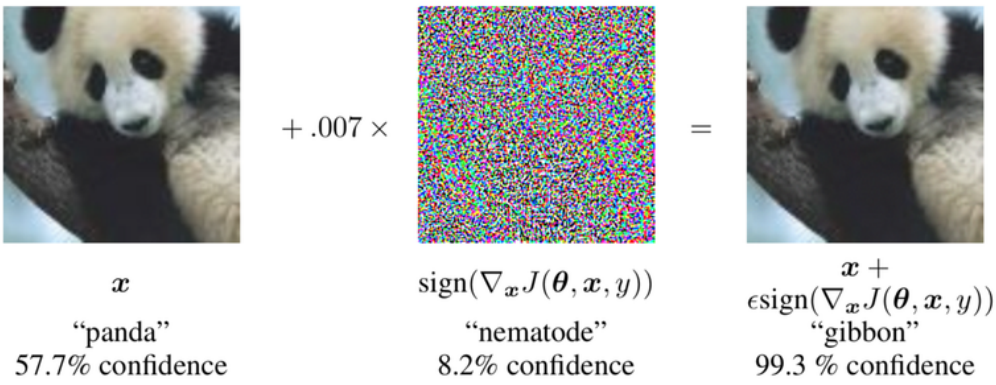


Рис. 1. *Демонстрация быстрой генерации состязательных примеров применительно к GoogLeNet на ImageNet. Добавляется очень маленький вектор, элементы которого равны знаку элементов градиента функции стоимости по отношению к входным данным, классификация изображений в GoogLeNet дает ошибочный результат. Здесь 0,007 соответствует величине самого маленького бита 8-битного кодирования изображения после преобразования GoogLeNet в действительные числа [1]*

Исследователи из Колумбийского и Лихайского университетов в 2017 году разработали систему для тестирования алгоритмов глубокого обучения. С помощью этой системы разработчики проверили искусственные нейронные сети, в том числе управляющие беспилотными автомобилями, и обнаружили в них тысячи ошибок, проявляющихся в необычных для искусственных нейронных сетей условиях [2]. Примеры возникающих ошибок представлены ниже на рис. 2. Наиболее критичными являются два левых столбца, в которых показаны ошибки принятия решения системой беспилотного управления автомобилем.

Разработчики протестировали свой алгоритм под названием DeepXplore с помощью больших наборов данных для тренировки алгоритмов разного назначения и выявили серию ошибок, которые возникают в процессе распознавания образов и принятия решения искусственными нейронными сетями [2]. В работе показаны как ошибки в распознавании отдельных объектов, так и ситуационное принятие решения искусственными нейронными сетями.

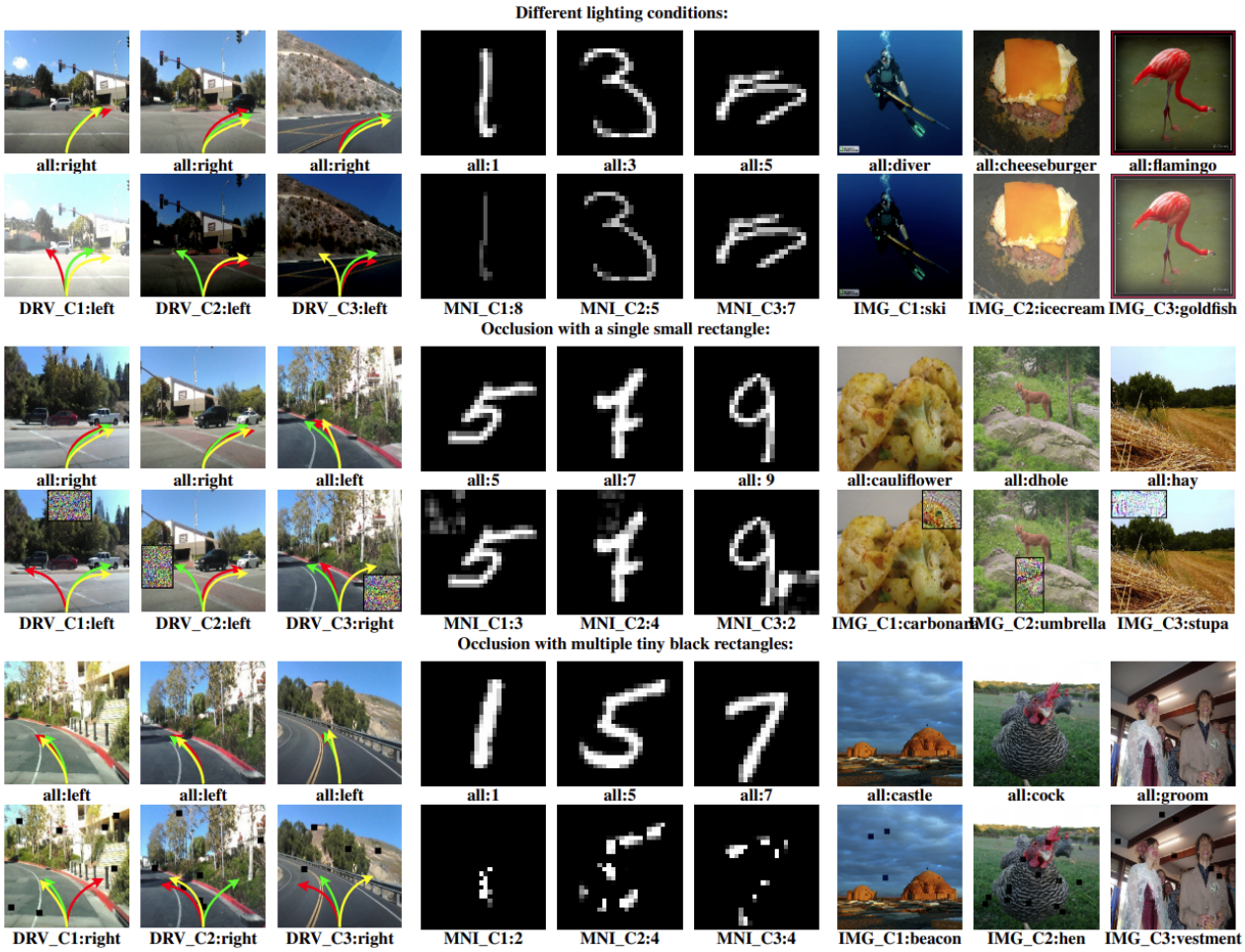


Рис. 2. *Пример разных результатов, которые выдают программы в ответ на одни и те же входные данные с внедренными шумовыми компонентами. Нечетные строки — исходные изображения и результаты распознавания, четные строки — реакция на изменение результатов работы нейронной сети после введения шума [2]*

В 2017 году группа исследователей в статье [3] показала эффективность методики атаки на искусственные нейронные сети при помощи одного единственного пикселя, интегрированного в изображение. В статье представлены не только практические результаты, но и методика атаки на искусственные нейронные сети с использованием одного единственного символа в исходном изображении. На рис. 3 показано, как на основе методики авторов им удается менять опознаваемый объект при помощи всего лишь одной интегрированной точки, кроме этого, данная группа разработчиков показала, что атака может быть целевой, а не случайной.

Механизм атаки и его модификации следующий: создание состязательных изображений можно формализовать как задачу оптимизации с ограничениями. Авторы предполагают, что входное изображение может быть представлено вектором, в котором каждый скалярный элемент — один пиксель. Пусть f будет классификатором целевого изображения, который получает n-мерные входные данные, $x = (x_1, \ldots, x_n)$ будет исходным естественным изображением, правильно классифицированным как класс t. Следовательно, вероятность того, что x принадлежит классу t, равна $f_t(x)$. Вектор $e(x) = (e_1, \ldots, e_n)$ является аддитивным противодействующим возмущением согласно x, целевому классу adv и ограничению максимальной модификации L. L всегда измеряется длиной вектора $e(x)$. Цель злоумышленников в случае целевых атак — найти оптимизированное решение $e(x)^*$ для следующего выражения:

$$\begin{aligned} \underset{e(x)^*}{\text{maximize}} \quad & f_{adv}(x + e(x)) \\ \text{subject to} \quad & ke(x)k \leq L. \end{aligned}$$

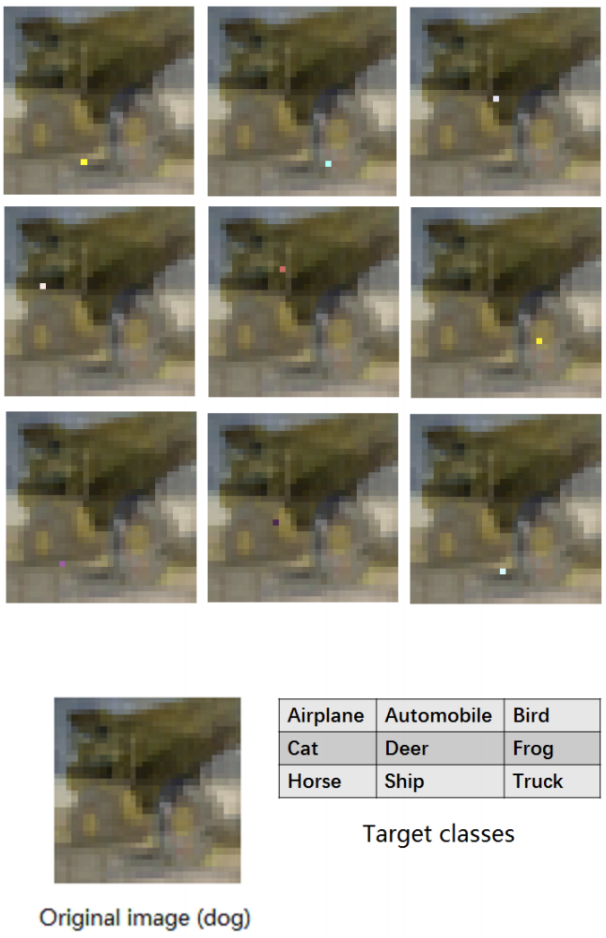


Рис. 3. *Пример атаки на искусственную нейронную сеть при помощи внедрения одной точки. Показано, что при использовании специальной методики можно менять пространство состояний не случайным образом, а в соответствии с требованиями [3]*

Проблема заключается в нахождении двух значений: (а) в каких измерениях необходимо внести возмущение и (б) уровень модификации значения. Авторы предложили свой подход:

$$\begin{aligned} \underset{e(x)^*}{\text{maximize}} \quad & f_{adv}(x + e(x)) \\ \text{subject to} \quad & ke(x)k \leq d, \end{aligned}$$

где d — небольшое число.

В случае однопиксельной атаки $d = 1$. Фактически однопиксельное возмущение позволяет изменять изображение в выбранном направлении из n возможных направлений с произвольной силой [3].

2017 год был показательным с точки зрения появления различных механизмов атак на нейронные сети, при этом одной из самых знаковых была публикация специалистов MIT «Query-efficient Black-box Adversarial Examples» («Примеры состязательных черных ящиков с эффективными запросами») [4]. Специалистами было продемонстрировано, что могут быть взломаны практически любые, даже самые сложные ИИ с использованием алгоритма, основанного на естественных эволюционных стратегиях (NES), который позволяет генерировать состязательные примеры в настройках черного ящика без обучения замещающей сети [4]. При этом было доказано, что предлагаемый исследователями метод на два порядка эффективнее всех предыдущих, быстродействие на некоторых примерах возросло до 1000 раз. Представленные в статье [4] примеры крайне показательны (рис. 4). Верхняя строка иллюстрации показывает результат идентификации объектов на исходной фотографии, ниже представлены результаты.

На рис. 4 можно увидеть, как внедрение целевого возмущения в объеме $\varepsilon = 0.1$ приводит к полной потере способности системы к распознаванию образов, основанной на искусственных нейрон-

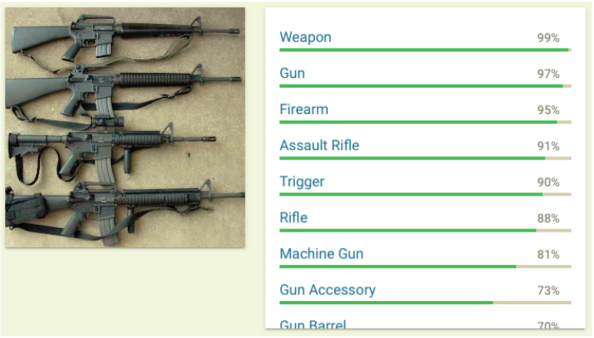


Figure 6. The Google Cloud Vision Demo labelling on the unperturbed image.

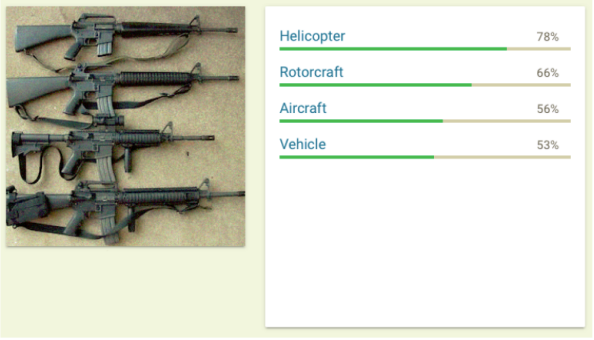


Figure 7. The Google Cloud Vision Demo labelling on the adversarial image generated with ℓ_∞ bounded perturbation with $\epsilon = 0.1$: the original class is no longer a returned label.

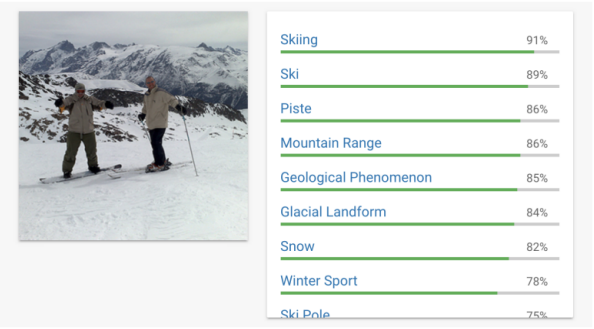


Figure 8. The Google Cloud Vision Demo labelling on the unperturbed image.

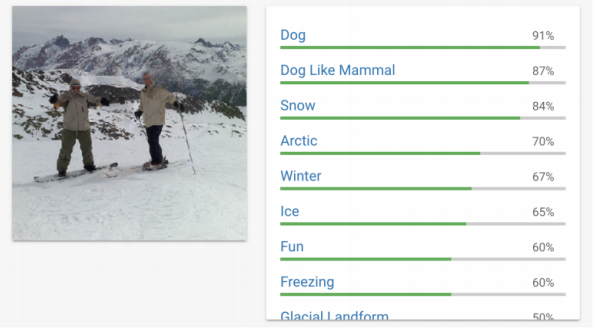


Figure 9. The Google Cloud Vision Demo labelling on the adversarial image generated with ℓ_∞ bounded perturbation with $\epsilon = 0.1$: the image is labeled as the target class.

Рис. 4. *Пример атаки на искусственную нейронную сеть при помощи эволюционных алгоритмов (NES) [4]. Показатель уровня внедренного возмущения в фотографию* $\varepsilon = 0.1$

ных сетях, выполнять свои прямые задачи. Пространство состояний существенно сдвинуто. Причем модифицированные фотографии с точки зрения человека практически равнозначны и не вызывают никаких трудностей в идентификации объектов на них.

Кроме того, в 2017–2018 годах много шума наделали работы, посвященные так называемым вредоносным заплаткам (adversarial patch). Наиболее знаковая и, можно сказать, первая подробная работа, посвященная данной проблеме, была озвучена на 31-й конференции по нейронным системам обработки информации (Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)). Исследователи корпорации Google представили метод создания универсальных, надежных и целевых заплаток (adversarial patch), состязательных изображений для реального мира. Вредоносные заплатки обладают универсальностью, потому что их можно использовать для атаки на любую сцену в окружающем мире. Заплатки работают с широким спектром преобразований и заставляют классификатор выводить любой целевой класс вместо правильного. Эти состязательные заплатки можно распечатать, добавить к любой сцене, сфотографировать и представить классификаторам изображений, даже когда заплатки небольшие. Они заставляют классификаторы игнорировать другие элементы сцены и менять целевой класс [5]. Пример атаки с использованием физической вредоносной заплатки представлен на рис. 5.

В статье был представлен и метод генерации таких заплаток, а также функция оптимизации для создания подобных элементов. Данная атака — одна из наиболее серьезных по причине, что интеграция вредоносного воздействия осуществляется не в цифровое изображение или любой другой массив данных, а в реальном мире. В частности, для того, чтобы обмануть систему распознавания и идентификации объектов, не надо пытаться воздействовать на результат оцифровки данных, можно просто в реальном мире разместить подготовленное изображение, и система уже не сможет идентифицировать и распознать объекты. Можно выйти в футболке с некоторым изображением, и все системы автоматического управления с распознаванием объектов с помощью нейронных сетей будут совершать фатальные ошибки, как только данное изображение будет попадать в поле видимости этих систем. Вредоносные заплатки могут размещаться в любых местах и иметь различное назначение.

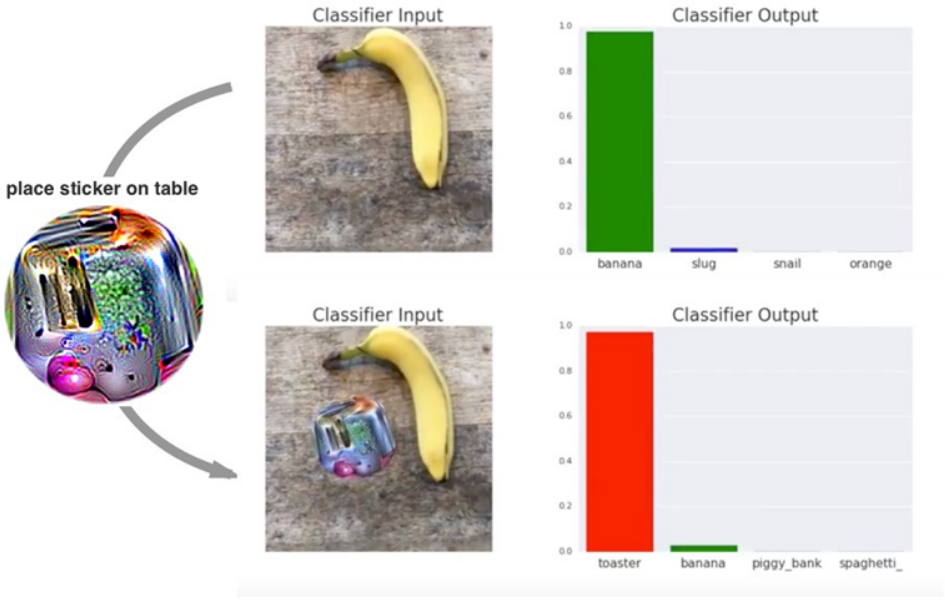


Рис. 5. *Реальная атака на VGG16 с использованием физической вредоносной заплатки. Фотография стола с бананом (верхняя фотография) проходит через VGG16, сеть сообщает о классе «банан» с достоверностью 97 % (верхний график). Если физически разместить на столе наклейку, предназначенную для класса «тостер» (нижняя фотография), фотография будет классифицирована как тостер с достоверностью 99 % (нижний график) [5]*

Крайне интересен еще один вид атаки, который сводит на нет биометрические системы распознавания голоса. В 2017 году исследователи из Калифорнийского университета продемонстрировали возможность применения атаки, описанной разработчиками корпорации Google в 2015 году для систем распознавания голоса. Результаты работы были также озвучены на 31-й конференции по нейронным системам обработки информации (Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)). В краткой статье авторы представили первую в своем роде демонстрацию состязательных атак на модель классификации речи. Алгоритм выполняет целевые атаки с успехом 87 % путем добавления небольшого фонового шума без знания основных параметров модели и архитектуры искусственной нейронной сети распознавания речи. Атака изменяет только наименее значимые биты подмножества элементов цифрового аудиосигнала, а шум не меняет 89 % восприятия цифрового аудиосигнала слушателем-человеком [6]. Ниже представлена иллюстрация авторов исследования (рис. 6).

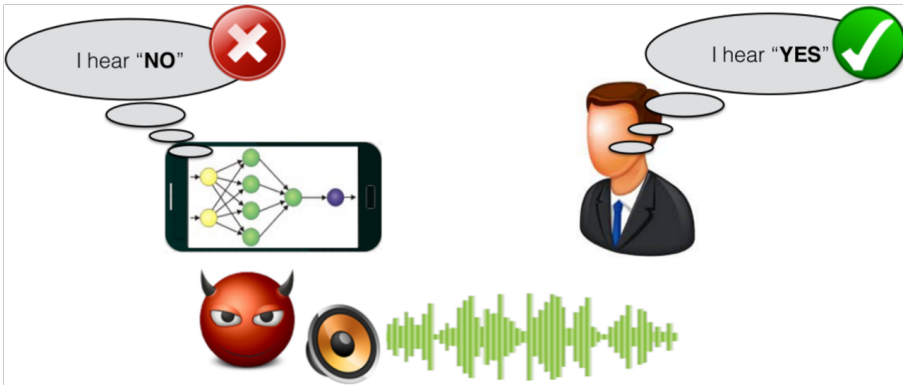


Рис. 6. *Состязательные атаки на речевые системы распознавания: злоумышленник добавляет к звуку небольшой шум, так, что он ошибочно классифицируется моделью распознавания речи, но не меняет человеческого восприятия [6]*

Данное исследование показывает, что могут быть атакованы системы биометрической идентификации личности и, что еще немаловажно, системы, реализующие голосовое управление. Сейчас

можно часто услышать, что нельзя при разговоре с сомнительным абонентом произносить те или иные слова, чтобы случайно не подтвердить некую операцию, например, с банковским счетом, тем более, что сейчас все больше и больше вместо операторов-людей используют голосовые помощники, включающие в себя системы распознавания речи. В результате неважно, кто и что говорит, систему можно заставить слышать то, что нужно злоумышленнику! Мало того, любой внешний наблюдатель-человек будет слышать абсолютно другое!

В 2019 году появились работы, в которых исследователи представляли различные алгоритмы борьбы с искажениями и изображениями, в которые внедрены искажения. Изображения с внедренными искажениями принято называть DeepFake. В данном случае составное слово содержит часть названия наиболее прогрессивного способа обучения искусственных нейронных сетей Deep Learning (глубокое обучение) и Fake (обман). Появились даже инструменты борьбы с DeepFake. Но в 2020 году начали публиковаться работы, в которых авторы описывают механизмы обхода/обмана искусственных нейронных сетей. Фактически разработчики из Калифорнийского университета предложили модификацию метода, представленного еще в 2015 году [1]. Если говорить о методе, который использовали исследователи, то его суть можно сформулировать следующим образом. Если мы имеем изображение, которое однозначно не является правдоподобным, тогда путем повторного наложения шума, сгенерированного специализированной нейронной сетью, можно перевести его из ряда ошибочных в «достоверные». Иллюстрация работы алгоритма от разработчиков Калифорнийского университета представлена на рис. 7.

В 2020 году большой интерес вызвала библиотека DeepRobust для PyTorch (фреймворк машинного обучения для языка Python с открытым исходным кодом, созданный на базе Torch). PyTorch используется для решения различных задач: компьютерное зрение, обработка естественного языка, разрабатывается преимущественно группой искусственного интеллекта Facebook. На текущий момент в DeepRobust доступны следующие методы атак на модели, которые работают с картинками:

1) LBFGS attack;
2) FGSM attack;
3) PGD attack;
4) DeepFool attack;
5) CW attack;
6) One pixel attack;
7) BPDA attack;
8) Universal attack;
9) Nattack.

Среди доступных методов защиты от состязательных атак:

1) FGSM обучение;
2) Fast: улучшенная версия FGSM обучения;
3) PGD обучение;
4) YOPO: улучшенная версия PGD обучения;
5) TRADES;
6) Thermometer Encoding;
7) LID-based классификатор состязательных примеров.

Библиотека поддерживает стандартные наборы данных компьютерного зрения: MNIST, CIFAR-10 и ImageNet. Кроме того, поддерживаемые архитектуры моделей включают в себя SimpleCNN и ResNet (ResNet18, ResNet34, ResNet50).

Также доступны следующие методы атак на модели, которые обрабатывают графы:

1) Nettack;
2) FGA;
3) Mettack;
4) RL-S2V;
5) PGD, Min-max;
6) DICE;
7) IG-Attack;
8) NIPA;
9) RND.

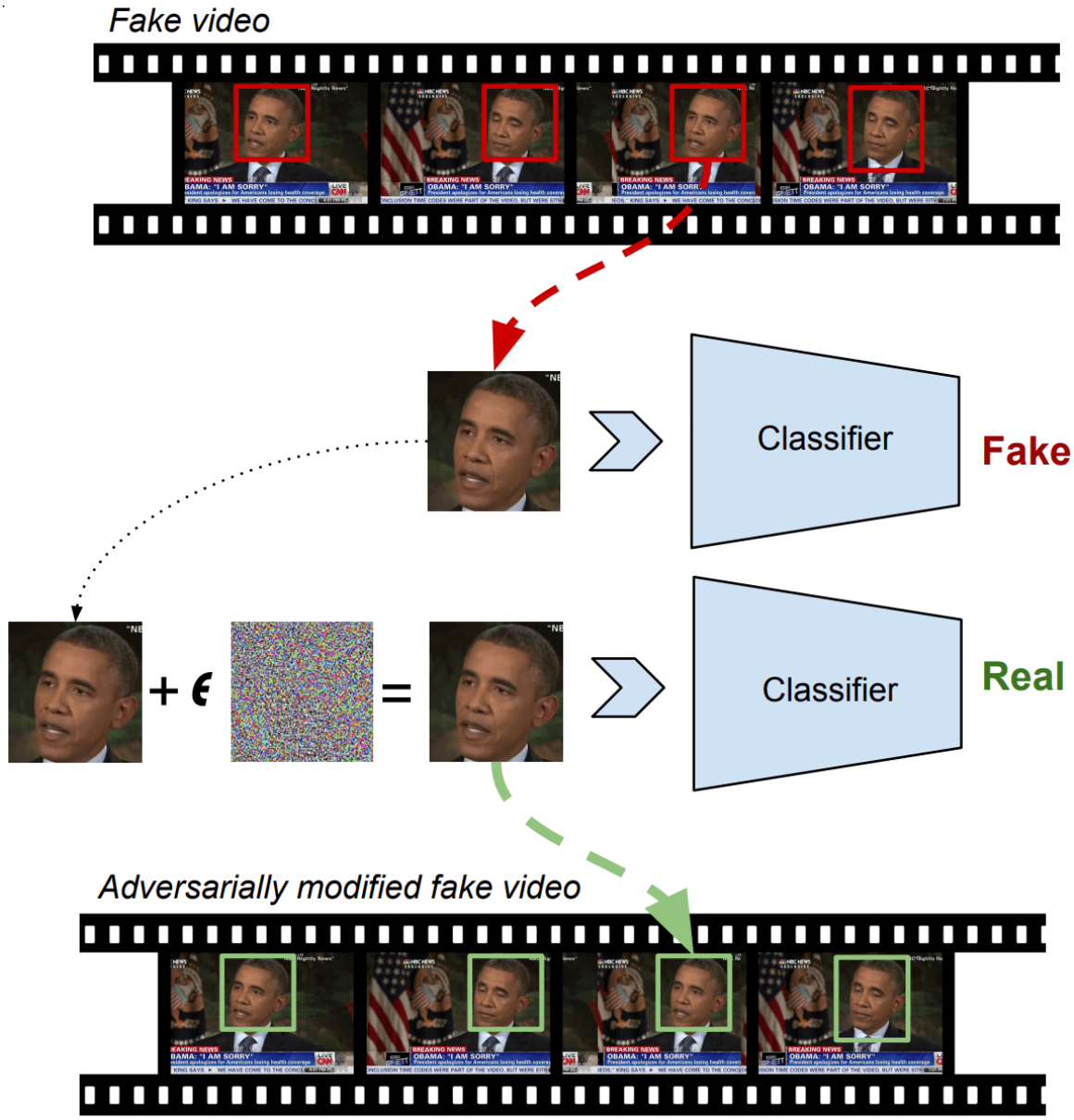


Рис. 7. *Название рисунка*

Среди доступных методов защиты от состязательных атак:

1) RGCN;
2) GCN-Jaccard;
3) GCN-SVD;
4) Adv-training [8].

Последнее время количество публикаций по обману искусственных нейронных сетей резко возросло. Компьютерные инженеры из Чикагского университета разработали инструмент Fawkes, который маскирует фотографии для защиты от систем распознавания лиц, используемые различными ИТ-гигантами для сбора информации.

В завершение обзора хотелось бы привести еще одну знаковую статью, опубликованную на https://arxiv.org/, – «Adversarial Patch Camouflage Against Aerial Detection» («Камуфляж вредоносной заплаткой против обнаружения объектов с воздуха») [9]. В данной работе авторы показали в сравнении методы классического и цифрового камуфляжа (рис. 8).

На рис. 9 показана эффективность цифрового камуфляжа от автоматического распознавания летательных аппаратов.

Выводы

Искусственные нейронные сети обладают огромным потенциалом для решения различных за-



(a) Camouflage net *(b) Patch camouflage*

Рис. 8. *Маскировочная сетка, используемая для сокрытия объекта (слева), и самолет с вредоносной заплаткой (цифровой камуфляж), которая может скрыть его от автоматического обнаружения (справа) [9]*



Рис. 9. *Изображения реактивных истребителей с наложением обнаружений на доверительный порог 0,4. Достоверность обнаружения реактивных истребителей находится в диапазоне от 0,45 до 0,78, при этом достоверность необнаруженного реактивного самолета составляет 0,23. Истребители с вредоносными заплатками не обнаруживаются на этом пороге: доверительный интервал от 0,01 до 0,04 с единственным пиковым значением 0,14 [9]*

дач, но при этом имеют ряд проблемных ограничений в текущей методологической и теоретической базе. Отсутствие четких теоретических представлений и технических разработок, направленных на создание «доверенных систем», приводит к неутешительному выводу о существенных ограничениях использования систем искусственного интеллекта, построенных на базе искусственных нейронных сетей, особенно в критических областях хозяйственной деятельности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Goodfellow I. J., Shlens J., Szegedy C. Explaining and Harnessing Adversarial Examples. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2015.
2. Kexin Pei, Yinzhi Cao, Junfeng Yang, Suman Jana. DeepXplore: Automated Whitebox Testing of Deep Learning Systems. *SOSP '17*, October 28, 2017, Shanghai, China.
3. Jiawei Su, Danilo Vasconcellos Vargas, Kouichi Sakurai. *One Pixel Attack for Fooling Deep Neural Networks*. 2017. Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1710.08864.pdf.
4. Andrew Ilyas, Logan Engstrom, Anish Athalye, Jessy Lin. *Query-efficient Black-box Adversarial Examples*. 2017. Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1712.07113.pdf.
5. Tom B. Brown, Dandelion Mané, Aurko Roy, Martín Abadi, Justin Gilmer. Adversarial Patch. *31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*, Long Beach, CA, USA. 2017. Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1712.07113.pdf.

6. Moustafa Alzantot, Bharathan Balaji, Mani Srivastava. Did You Hear That? Adversarial Examples Against Automatic Speech Recognition. *31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*, Long Beach, CA, USA. 2017. Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1801.00554v1.pdf.
7. Shehzeen Hussain, Paarth Neekhara, Malhar Jere, Farinaz Koushanfar, Julian McAuley. Adversarial Deepfakes: Evaluating Vulnerability of Deepfake Detectors to Adversarial Examples. *WACV 2021*. Режим доступа: https://adversarialdeepfakes.github.io/.
8. *DeepRobust: библиотека для состязательных атак на нейросети*. Режим доступа: https://neurohive.io/ru/frameworki/deeprobust-biblioteka-dlya-sostyazatelnyh-atak-na-nejroseti/.
9. Ajaya Adhikari, Richard den Hollander, Ioannis Toliosa, Michael van Bekkuma, Anneloes Balc, Stijn Hendriksc, Maarten Kruithofb, Dennis Grossd, Nils Jansend, Guillermo Péreze, Kit Buurmana, Stephan Raaijmakersa. *Adversarial Patch Camouflage against Aerial Detection*. 2020. Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1712.07113.pdf.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-5

ОБРАТНЫЕ ЗАДАЧИ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

С. И. Кабанихин
Новосибирский государственный университет, г. Новосибирск, Российская Федерация, ksi52@mai.ru

Аннотация: в данной работе приведен анализ взаимосвязей теории обратных и некорректных задач и математических аспектов искусственного интеллекта. Показано, что при анализе вычислительных алгоритмов, которые условно можно отнести к вычислительному искусственному интеллекту (машинное обучение, природоподобные алгоритмы, методы анализа и обработки данных), возможно, а подчас и необходимо, использовать результаты и подходы, развитые в теории и численных методах решения обратных и некорректных задач, такие как регуляризация, условная устойчивость и сходимость, использование априорной информации, идентифицируемость, чувствительность, усвоение данных.

Ключевые слова: обратные задачи, некорректные задачи, искусственный интеллект.

Благодарности: работа поддержана грантом РФФИ 20-51-54004 «Идентификация коэффициентов в эллиптических и параболических уравнениях».

Для цитирования: Кабанихин С. И. Обратные задачи и искусственный интеллект. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):33–43. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-5.

INVERSE PROBLEMS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

S. I. Kabanikhin
Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation, ksi52@mai.ru

Abstract: this paper analyzes the relationship between the theory of inverse and incorrect problems and the mathematical aspects of artificial intelligence. It is shown that computational algorithms that can be categorized as computational artificial intelligence (machine learning, nature-like algorithms, data analysis and processing) can or should be analyzed with the approaches developed for the theory and numerical methods for solving inverse and incorrect problems. They are regularization, conditional stability and convergence, the use of a priori information, identifiability, sensitivity, data assimilation.

Keywords: inverse problems, incorrect problems, artificial intelligence.

Acknowledgements: this work was supported by the Russian Foundation for Basic Research grant 20-51-54004 Estimation of Coefficients in Elliptical and Parabolic Equations.

Cite this article: Kabanikhin S. I. Inverse Problems and Artificial Intelligence. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):33–43. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-5.

Обратные задачи

Основными проблемами в обратных задачах являются их нелинейность, а в линейном случае — неограниченность обратного оператора [1]. Численные методы решения обратных задач разделяются на две основных группы: итерационные и прямые. К итерационным относятся методы оптимизации, Ньютона–Канторовича и всевозможные их модификации; к прямым — метод линеаризации и методы Гельфанда–Левитана–Марченко–Крейна.

Наибольшую сложность при решении обратных задач представляет собой неустойчивость.

Для определения различных классов обратных задач следует отметить, что «обратное» бывает не иначе, как по отношению к чему-то «прямому». Рассмотрим в качестве примера задачи математической физики.

Для постановки прямой задачи задается область, в которой изучается процесс, уравнение, описывающее данный процесс, а также начальные и граничные условия.

Например, для уравнения акустики можно поставить начально-краевую прямую задачу следующим образом. В области $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ с границей $\Gamma = \partial\Omega$, $\mathbb{R}^n$ — евклидово пространство, требуется найти решение $u(x,t)$ уравнения акустики

$$c^{-2}(x)u_{tt} = \Delta u - \nabla \ln \rho(x) \cdot \nabla u + h(x,t),$$

удовлетворяющее начальным условиям

$$u(x,0) = \phi(x), \qquad u_t(x,0) = \psi(x)$$

и граничным условиям

$$\left.\frac{\partial u}{\partial n}\right|_{\Gamma} = g(x,t).$$

Эта задача (как большинство прямых задач математической физики) корректна, то есть однозначно разрешима и устойчива по отношению к малым вариациям данных.

В обратной задаче помимо $u(x,t)$ неизвестны какие-либо функции, входящие в прямую задачу. Эти неизвестные называются решением обратной задачи. Для их определения к заданным уравнениям добавляется какая-либо дополнительная информация о решении прямой задачи — данные обратной задачи. Пусть, например, дополнительной информацией будет значение решения прямой задачи на границе

$$u|_{\Gamma} = f(x,t).$$

Требуется по данным $f(x,t)$ определить неизвестные функции, входящие в формулировку прямой задачи. В зависимости от того, какие из функций являются неизвестными, обратные задачи математической физики можно разделить на различные типы.

Классификация по искомым функциям

Обратная задача называется **ретроспективной**, если требуется восстановить начальные условия. Обратная задача называется **граничной**, если требуется найти функцию, входящую в граничное условие. Обратная задача называется **задачей продолжения**, если начальные условия неизвестны, а дополнительная информация и граничные условия заданы только на части границы Γ области Ω и требуется определить решение $u(x,t)$ (продолжить решение внутрь области). Обратная задача называется **задачей об источнике**, если требуется определить источник, функцию $h(x,t)$. Обратная задача называется **коэффициентной,** если требуется восстановить коэффициенты $c(x)$ и $p(x)$, входящие в основное уравнение.

Сразу же отметим, что данная классификация не является полной. Бывает так, что неизвестны и начальные, и граничные условия. Бывает, что неизвестной оказывается сама область Q (или часть ее границы).

Классификация по дополнительной информации

Возможны и другие (помимо начально-краевой) постановки прямой задачи акустики (спектральная, рассеяния, кинематическая и т.д.), в которых требуется найти соответствующие характеристики акустического процесса (собственные частоты, отраженные волны, время пробега волны и т.д.). Измерения этих характеристик экспериментаторами порождают новые классы обратных задач акустики.

Наиболее доступными на практике являются измерения на границе исследуемой области, но иногда измерительные приборы могут быть размещены внутри объекта

$$u(x_m,t) = f_m(t), \qquad m = 1,2,\ldots$$

(**внутренние задачи**). В **ретроспективных** обратных задачах (по аналогии с задачами оптимального управления) используются так называемые «финальные» наблюдения

$$u(x,T) = f(x).$$

При гармоническом режиме колебаний

$$u(x,t) = e^{i\omega t}\bar{u}(x,\omega)$$

ставятся **обратные задачи рассеяния** и дополнительная информация задается, например, в виде

$$\bar{u}(x,\omega_\alpha) = \bar{f}(x,\alpha), \qquad x \in X_1, \qquad \alpha \in B,$$

где X_1 — множество точек наблюдений; B — множество частот, на которых ведутся наблюдения. В некоторых случаях известны собственные частоты соответствующего дифференциального оператора

$$\Delta U - \nabla \ln \rho \cdot \nabla U = \lambda U$$

и различные характеристики собственных функций (**спектральные обратные задачи**). Иногда удается фиксировать в точках времена прихода волн, порожденных локальными источниками, сосредоточенными в точках

$$\tau(x^m, x_k) = \tilde{f}(x^m, x_k), \qquad x_k \in X_1, \qquad x^m \in X_2.$$

В этом случае задача восстановления скорости $c(x)$ называется **обратной кинематической задачей**.

Классификация по уравнениям

Итак, только для уравнения акустики мы получаем набор M_1 различных обратных задач в зависимости от количества и вида неизвестных функций, совокупность которых будем обозначать символом q. С другой стороны, можно получить M_2 различных вариантов обратных задач в зависимости от количества и типа измеряемых величин (дополнительной информации) — данных обратной задачи, совокупность которых будем обозначать через f. Тогда символически обратную задачу можно записать в виде операторного уравнения

$$A(q) = f,$$

где A — оператор, действующий из пространства искомых элементов Q в пространство измеряемых величин F.

В заключение заметим, что вместо уравнения акустики мы могли бы рассмотреть уравнение теплопроводности, переноса излучения, Лапласа, Пуассона или систему уравнений Ламе, Максвелла и т. п., — скажем, M_3 различных вариантов. Но тогда только для уравнений математической физики можно определить порядка $M_1 \cdot M_2 \cdot M_3$ различных обратных задач, многим из которых посвящены целые монографии.

Замечание. Разумеется, можно еще более обобщить понятие обратной задачи, поскольку иногда и сам закон (уравнение) неизвестен. В этом случае требуется по результатам опытов (наблюдений) установить закон (уравнение). И эти обратные задачи связаны с задачами, решаемыми с помощью алгоритмов искусственного интеллекта.

Отметим еще раз, что интерес к обратным и некорректным задачам возник в начале XX века. В 1902 году Ж. Адамар сформулировал понятие корректности постановки задач для дифференциальных уравнений. Корректной по Адамару называют задачу, решение которой существует, единственно и непрерывно зависит от данных. Также Адамар привёл пример некорректной задачи (задача Коши для уравнения Лапласа). В 1943 году А. Н. Тихонов указал на практическую важность подобных задач и возможность устойчивого приближения их решения. В пятидесятых и шестидесятых годах XX века появился ряд новых подходов, которые стали основополагающими для теории некорректных задач и привлекли к ней внимание многих математиков.

С появлением мощных компьютеров интерес к обратным и некорректным задачам стал стремительно расти. К настоящему времени обратные и некорректные задачи превратились в бурно развивающуюся область знаний, проникающую практически во все сферы математики, включая алгебру, анализ, геометрию, дифференциальные уравнения, математическую физику, функциональный анализ, вычислительную математику. Отметим, что так или иначе каждую некорректную задачу можно сформулировать как обратную к некоторой корректной прямой задаче.

Отметим также, что теория обратных и некорректных задач широко применяется для решения практических задач почти во всех областях науки, в частности, в таких как:

- физика (квантовая механика, акустика, электродинамика, фотоника и т. д.);
- геофизика (сейсморазведка, электроразведка, гравиразведка, магниторазведка, каротаж, магнитотеллурическое зондирование и т. д.);
- медицина (рентгеновская томография, ЯМР-томография, УЗИ и т. д.);
- экология (диагностика состояния воздуха, воды, космический мониторинг и т. д.);
- экономика (теория оптимального управления, финансовая математика и т. д.);
- эпидемиология (SIR-модели и агентное моделирование COVID-19, распространение туберкулеза, ОРВИ, ВИЧ-инфекции).

Открытию новых законов в математической форме (уравнений) предшествует множество экспериментов, размышлений и дискуссий. Этот сложный (исторический) процесс вряд ли стоит называть решением обратной задачи. Однако термин «обратные задачи» все чаще проникает в самые разные разделы научной литературы. Например, можно взглянуть на математическую статистику как на обратную задачу по отношению к теории вероятностей. Очень много общего можно найти между теорией обратных задач и теорией управления, распознавания образов и многими другими областями знаний. Для того чтобы убедиться в популярности обратных задач, достаточно, например, набрать в поисковой системе Google несколько слов, скажем «inverse problems books». В момент написания этих строк упомянутая система выдала тысячи книг, в названии которых есть слова «inverse problems». Причем в ссылке на каждую книгу есть совет: «see more references in this book», т. е. в каждой из книг содержится еще список ссылок. А если убрать из темы поиска слово «books», то по теме «inverse problems» система выдает примерно 221 000 000 ссылок. Поэтому в данном разделе мы ограничились лишь несколькими математическими аспектами теории обратных задач.

Универсального метода решения некорректных задач нет. Кратко изложим основы теории некорректных задач, полученные основоположниками теории некорректных задач А. Н. Тихоновым [2], В. К. Ивановым [3] и М. М. Лаврентьевым [4]. Теорема о непрерывности обратного отображения, если M — компакт, а оператор A — непрерывный и взаимно однозначный, является основой теории условно-корректных задач и построения множества эффективных численных алгоритмов их решения. Понятие квазирешения, введенное В. К. Ивановым [3], во-первых, обобщает понятие решения, во-вторых, восстанавливает все условия корректности и, в-третьих, приводит к новым алгоритмам приближенного решения некорректных задач. Метод М. М. Лаврентьева [1, 4] позволяет построить численные алгоритмы решения широкого класса алгебраических систем уравнений, линейных и нелинейных интегральных и операторных уравнений первого рода. Фундаментальным для теории некорректных задач является понятие регуляризирующего семейства операторов. Коротко говоря, регуляризирующее семейство (или регуляризирующая последовательность) состоит из таких операторов R_α, каждый из которых позволяет устойчивым образом построить приближенное решение $q_{\epsilon\alpha} = R_\alpha f_\epsilon$ уравнения $Aq = f_\epsilon$, которое сходится к точному решению q при согласованном стремлении к нулю параметра регуляризации α и уровня погрешности ϵ.

Одним из самых эффективных и широко применяемых методов регуляризации является итерационная регуляризация, основанная на минимизации целевого функционала $J(q) = \|Aq - f\|^2$ и методах градиентного спуска. Основой градиентных методов является известное утверждение о том, что если в некоторой точке q из Q градиент функционала $J(q)$ не равен нулю, то, двигаясь в направлении антиградиента, можно уменьшить значение функционала $J(q)$ при условии, что шаг спуска достаточно мал. В самом деле, вспоминая определение градиента (полагаем для простоты, что Q — гильбертово пространство), мы можем записать

$$J(q - \alpha J'q) - J(q) = \langle J'q, -\alpha J'q\rangle + o(\alpha\|J'q\|) = -\alpha\|J'q\|^2 + o(\alpha\|J'q\|),$$

откуда видно, что правая часть становится отрицательной при достаточно малых альфа. Поэтому, выбирая различными способами шаг спуска альфа, а иногда и корректируя направления спуска (метод сопряженных градиентов), можно построить невозрастающую по функционалу минимизирующую последовательность. При этом даже в случае некорректности задачи $Aq = f$ для многих градиентных методов оказывается возможным оценить скорость убывания функционала $J(q_n)$. Сложнее обстоит дело с сильной сходимостью, которая, разумеется, возможна лишь в случае, если хотя бы одно точное решение уравнения $Aq = f$ существует. Сравнительно простыми средствами удается доказать монотонное стремление к нулю $\|q_n - q_T\|$ последовательностей, построенных по методам простой итерации,

наискорейшего спуска или сопряженных градиентов. Однако, в силу некорректности, при численном решении особенно важно, во-первых, знать оценку скорости сходимости и, во-вторых, понять, на каком номере итерации следует остановиться. Давно замечено, что если некорректная задача $Aq = f$ решается градиентным методом и по приближенным данным, то минимизирующая последовательность сначала приближается к точному решению, а затем, с ростом итераций, величина минимизирующей последовательности может начать расти. Но как же тогда выбрать номер n, на котором следует остановиться? Наиболее часто применяемым на практике является принцип невязки, в основе которого лежит естественная гипотеза о том, что если невязка достигла уровня погрешности измерений, то вряд ли стоит продолжать процесс. Сказанное относится и к выбору параметра регуляризации альфа.

Если же удается более глубоко исследовать задачу $Aq = f$ и получить оценку условной устойчивости, то можно, во-первых, оценить скорость сильной сходимости, а, во-вторых, сформулировать новое правило выбора номера остановки итерационного процесса.

Корректные и некорректные задачи

Пусть оператор A отображает топологическое пространство Q в топологическое пространство F ($A : Q \mapsto F$). Для топологического пространства Q символом O(q) обозначим окрестность элемента q из Q. Всюду в дальнейшем D(A) — область определения, R(A) — область значений оператора A.

Определение корректности задачи (корректность по Адамару). Задача $Aq = f$ корректна на паре топологических пространств Q и F, если выполнены следующие три условия:

1) для любого элемента f из F существует решение q_T из Q уравнения $Aq = f$ (условие существования решения), т. е. R(A) = F;

2) решение q_T уравнения $Aq = f$ единственно в Q (условие единственности решения), т. е. существует обратный оператор $A^{-1} : F \mapsto Q$;

3) для любой окрестности $O(q_T)$ решения q_T уравнения $Aq = f$ найдется окрестность O(f) правой части f, такая, что для всех элементов из O(f) их прообраз принадлежит окрестности $O(q_T)$, т. е. обратный оператор непрерывен (условие устойчивости решения).

Определение можно обобщить и на другие пространства, заменяя топологические пространства на метрические, банаховы, гильбертовы, евклидовы. Иногда более естественно брать в качестве Q топологическое пространство, а в качестве F — евклидово и так далее. Неизменными в понятии корректности остаются лишь требования существования, единственности и устойчивости решения.

Определение. Задача $Aq = f$ **некорректна** на паре пространств Q и F, если хотя бы одно из трех требований корректности не выполнено.

Из всех некорректных задач М. М. Лаврентьев предложил выделить класс условно-корректных. Пусть Q, F — топологические пространства и M из Q — фиксированное множество. Через A(M) обозначим образ множества M при отображении A.

Определение условной корректности (корректность по Тихонову). Задача $Aq = f$ называется условно-корректной на множестве M, если f из A(M) и выполнены следующие условия:

1) решение q_T уравнения $Aq = f$ единственно на множестве M;

2) для любой окрестности решения уравнения $Aq = f$ существует такая окрестность $O(f)$, что при любом g из пересечения O(f) и A(M) решение уравнения $Ap = g$ содержится в $O(q_T)$ (условная устойчивость).

Важно отметить, что во втором условии допускаются только такие вариации данных, которые не выводят из класса существования A(M).

Определение. Множество M называется множеством корректности задачи $Aq = f$.

Замечание. Для доказательства корректности задачи $Aq = f$ необходимо доказать теоремы существования, единственности и устойчивости решения. Для доказательства условной корректности задачи $Aq = f$ необходимо выбрать множество корректности M, доказать единственность решения в M и условную устойчивость q относительно малых вариаций данных (правой части), не выводящих решение за пределы множества корректности M.

Важно отметить, что если для обоснования корректности задачи необходимо доказать существование решения, то в случае условной корректности существование решения предполагается. Разумеется, это не означает, что теорема существования решения не важна или что к доказательству этой теоремы не стоит стремиться. Просто условия существования решения для условно-корректной задачи

$Aq = f$, которым с необходимостью должны удовлетворять данные f, в наиболее интересных и важных случаях оказываются слишком сложными для проверки и непосредственного применения в численных алгоритмах (критерий Пикара, условия разрешимости обратной задачи Штурма–Лиувилля и др.). В этом смысле показательно название статьи В. П. Маслова «Существование решения некорректной задачи эквивалентно сходимости регуляризационного процесса» [5], которое вскрывает одну из основных проблем исследования существенно некорректных задач. Введение понятия условной корректности переносит центр тяжести на поиск устойчивых методов приближенного решения некорректных задач. Однако проблема детального математического изучения условий разрешимости каждой конкретной задачи не становится от этого менее интересной и важной. Отметим, что иногда при отсутствии точного решения можно построить регуляризирующие алгоритмы, сходящиеся к псевдорешению, или квазирешению [1].

Об определениях искусственного интеллекта

Определите значения слов, и вы избавите человечество от половины его заблуждений

Р. Декарт

Словами «искусственный интеллект» называют очень много различных систем: нейронные сети, экспертные системы, фреймы (структуры, содержащие некоторую информацию), генетические алгоритмы, семантические сети. Отметим, что многие методы искусственного интеллекта используют эти системы совместно. Например, вершины семантической сети могут быть фреймами, а нейронную сеть можно обучать с помощью генетического алгоритма.

Актуальность развития различных систем искусственного интеллекта можно иллюстрировать тем, что Правительство России выделяет более 5 миллиардов рублей на развитие технологий искусственного интеллекта.

Будущее ИИ в России — это тысячи компаний, 10 000 разработчиков, свои процессоры. На это планируется израсходовать 180 млрд рублей [6]. «Правительство продолжит поддерживать отечественную IT-индустрию. Речь идет о проектах с использованием технологий искусственного интеллекта. Для этого в бюджете на ближайшие три года предусмотрено более 5 миллиардов рублей», — заявил 29 марта Михаил Мишустин в ходе совещания с вице-премьерами [7].

По его словам, власти будут предоставлять гранты для IT-компаний, разработчиков электронных сервисов и открытых библиотек. В этом году на указанные цели заложено почти 1,5 миллиарда рублей.

В рамках реализации мероприятий федерального проекта «Цифровые технологии» национальной программы «Цифровая экономика» Сбербанк подготовил проект дорожной карты по развитию направления «Нейротехнологии и искусственный интеллект». Российский рынок решений в сфере ИИ в 2018 году составил 2,1 млрд руб., а к 2024 году этот рынок увеличится до 160 млрд руб., то есть в 76 раз.

В широком смысле слова понятие искусственного интеллекта применяется для описания и оценивания технических систем, функциональность которых определяется не столько возможностями управления энергией или механизмами, сколько мощностью вложенных в них знаний (наукоемкостью). Возможности использования такой мощности ограничены объемом памяти, скоростью обмена данными, способностью к обучению и применению полученных знаний. Поэтому ИИ включает в себя класс компьютерных систем, в которых находятся решения как «прямых» — расчеты по известным математическим моделям, так и «обратных» задач — построение параметров моделей и алгоритмов обработки данных.

Понимание «интеллектуальности» и возможностей ее имитации с помощью различных механизмов в процессе развития научных знаний видоизменялось. До середины XIX века даже задачи простого счета представлялись интеллектуальными. При этом если человек умел быстро и без ошибок вычислять, используя математические формулы, и на этой основе управлять, например, своей коммерческой деятельностью, то его интеллектуальные способности оценивались как высокие. Благодаря математической формализации алгоритмов вычислений задачи счета удалось постепенно автоматизировать. В 1822 году Чарльз Бэббидж создал разностную машину, позволяющую автоматизировать

процессы вычислений путем аппроксимации функций многочленами и вычисления их конечных разностей с использованием строго упорядоченной последовательности операций, устройства ввода/вывода и хранения данных. Работа такого механического автомата, а главное, составление самой последовательности операций, которая приводит к решению, — это, видимо, первая интеллектуальная задача в современном смысле слова.



Рис. *Одна из шести демонстрационных моделей вычислительной части разностной машины Чарльза Бэббиджа, собранная после его смерти сыном Генри из деталей, найденных в лаборатории*

Фактически такой автомат, но вместе с человеком, понимающим цели вычисления, образует естественную «интеллектуальную» систему, которой Платон сопоставил слово «киберно», характеризующее возможности человека управлять материальными объектами для реализации своего замысла. В XX веке после работ Алана Тьюринга, Норберта Винера и Джона фон Неймана появилось более глубокое понимание сути механических манипуляций с символами.

В утвержденной 10 октября 2019 г. Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года (НС) сказано, что она является основой разработки программ и проектов, при реализации которых требуется использование технологий ИИ.

Ключевое понятие НС «искусственный интеллект» определяется как «комплекс технологических решений, позволяющих имитировать когнитивные функции человека, получая результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека».

Это весьма емкое, но, по сути, «рекурсивное» определение ИИ через когнитивные функции и интеллектуальную деятельность допускает различные интерпретации. Чтобы придать введенным в НС понятиям инженерный аспект, целесообразно провести ретроспективный анализ данной проблемы одновременно с рассмотрением современных подходов и методов моделирования функций, непосредственно характеризующих когнитивные способности человека [8].

Одно из математических оснований ИИ — это машинное обучение — класс методов искусственного интеллекта, характерной чертой которых является не прямое решение задачи, а обучение в процессе применения решений множества сходных задач. Для построения таких методов используются средства математической статистики, численных методов, методов оптимизации, теории вероятностей, теории графов, различные техники работы с данными в цифровой форме.

Имеется множество объектов (ситуаций) q и множество возможных ответов (откликов, реакций) f. Существует некоторая зависимость между ответами и объектами $A(q) = f$, но она неизвестна.

Известна только конечная совокупность прецедентов — пар «объект, ответ», $\{q_i, f_i\}$, $i = 1,2,3,\ldots,N$, называемая обучающей выборкой.

На основе этих данных требуется восстановить неявную зависимость, то есть построить алгоритм, способный для любого возможного входного объекта выдать достаточно точный классифицирующий ответ.

В терминологии обратных задач требуется восстановить оператор A.

Если зависимость описывается уравнением, то мы приходим к коэффициентной обратной задаче. Но зависимость не обязательно выражается аналитически, и здесь нейросети реализуют принцип эмпирически формируемого решения. Важной особенностью при этом является способность обучаемой системы к обобщению, то есть к адекватному отклику на данные, выходящие за пределы имеющейся обучающей выборки [9]. Для измерения точности ответов вводится оценочный функционал качества.

Данная постановка является обобщением классических задач аппроксимации функций. В классических задачах аппроксимации объектами являются действительные числа или векторы. В реальных прикладных задачах входные данные об объектах могут быть неполными, неточными, нечисловыми, разнородными. Эти особенности приводят к большому разнообразию методов машинного обучения.

Для любой алгоритмически разрешимой задачи существует множество различных алгоритмов решения, а процессы формирования алгоритмов и разработка технических средств их реализации — суть технологии интеллектуализации вычислительных процессов.

В этом контексте основополагающую идею А. Тьюринга можно перефразировать так: цифровые автоматы могут точно имитировать работу цифровых автоматов, поэтому существующие в настоящее время алгоритмы работы с множествами больших данных могут быть декомпозированы с помощью когнитивных возможностей человека на алгоритмы решения задач генерации алгоритмов, которые используются для выбора и обработки целевых подмножеств больших данных.

Таким образом, фактическая мощность множества обрабатываемых цифровых данных становится сопоставима с мощностью множества алгоритмов их обработки. Надежда на то, что по мере роста скорости обработки данных будет неуклонно расти и число решаемых интеллектуальных задач, не сбылась, поскольку рост производительности вычислителей, естественно, приводил к увеличению объемов обрабатываемых данных и соответствующему увеличению мощности множества алгоритмов их обработки.

Опыт применения вычислительных технологий показывает, что на любом экстенсивном пути их развития неизбежно возникают практически неразрешимые проблемы масштабирования. Учитывая приведенную в НС формулировку понятия ИИ, а именно ту ее часть, где сказано: «получая результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека», необходимо принять во внимание следующие количественные данные. В среднестатистическом мозге человека примерно 86 млрд нейронов и 150 трлн синапсов. Каждый синапс содержит около 1 тысячи молекулярных переключателей. Таким образом, если пересчитать вычислительные ресурсы мозга в условные логические элементы (ЛЭ), получится 150 кдрл, или $1{,}5 \times 10^{17}$ ЛЭ, которые для своей работы потребляют около 20 Вт. Если теперь сравнить удельные показатели энерговычислительной эффективности лидера списка TOP-500 суперкомпьютера SUMMIT, а именно величину 14,7 ГФлопс/Вт с аналогичным показателем мозга человека, то даже для лучших современных компьютеров результаты будут удручающие, и не только с точки зрения удельных затрат энергии, но и по количеству используемых ЛЭ.

Продолжая анализ возможности получения результатов «как минимум сопоставимых с результатами интеллектуальной деятельности человека», следует отметить, что современные микропроцессоры или программируемые вентильные матрицы (FPGA) содержат около 2×10^{10} ЛЭ, что как минимум на семь порядков меньше, чем число ЛЭ в мозге человека.

Судя по всему, именно здесь проходит «количественная» граница, разделяющая способности решать задачи класса NP методами «брутфорс» с помощью современных программируемых вычислителей и природные когнитивные системы, способные не только к вычислениям, но и к опережающей адаптации своего «вычислительного поля» [8].

Один из ключевых разделов ИИ — это теория и практическое применение распознавания образов. Достаточно отметить теорию локальных алгоритмов — одно из активно развивающихся направлений дискретной математики, в рамках которой доказаны фундаментальные теоремы единственности и мажорантности, исследована трудоемкость локальных алгоритмов для различных задач дискретной оптимизации. Большое число эвристических алгоритмов для решения плохо формализованных задач поддержки принятия решений, включая распознавание, классификацию и прогнозирование по прецедентам, описано в рамках единой параметрической модели, включая результаты по синтезу оптимальных по точности алгоритмов данной модели. Большое теоретическое и практическое значение для

развития ИИ получило ведение и изучение алгебр над алгоритмами, исследование корректирующих свойств алгоритмов из алгебр, доказательство теорем об устойчивости и на их основе обоснование корректности «почти всюду» алгоритмов из алгебр [11–14].

Все большее значение в алгоритмах машинного обучения приобретают методы исследования операций, многокритериальной и стохастической оптимизации, алгоритмы точного дифференцирования функций, возникающих в сложных многошаговых процессах, заданных на графах, в задачах оптимизации систем с распределенными параметрами [15–17].

Обратные задачи акустики и сейсморазведки

Сейсмические волны проходят через исследуемые объекты, рассеиваются, отражаются и приносят информацию на поверхность Земли об искомых объектах. Обычно обратные задачи решаются методом минимизации целевого функционала.

На каждом этапе итерационного алгоритма минимизации функционала необходимо решать прямые задачи.

Одним из важнейших в современной теории обратных задач является класс многомерных обратных задач для гиперболических уравнений и систем, которые имеют большое практическое значение в сейсморазведке, акустике, электродинамике. На примере задачи определения плотности в уравнении акустики поясним необходимость применения методов обработки больших данных (тензорное разложение и стохастический подход) и машинного обучения (применение явных решений волновых уравнений в однородных средах) в многомерным случае.

Зададим последовательность прямых задач, которые описывают зондирование полупространства специальным набором источников.

$$u_{tt}^{(k)} = \Delta u^{(k)} - \nabla \ln \rho(x,y) \nabla u^{(k)}, \qquad x > 0, \qquad y \in R^2, \qquad t > 0, \qquad k = (k_1,k_2) \in Z^2,$$
$$u^{(k)}|_{t<0} \equiv 0,$$
$$u_x^{(k)}(+0,y,t) = e^{i(k,y)}\delta(t),$$

Предположим, что на поверхности полупространства измеряются колебания $f(y,t)$.

$$u^{(k)}(+0,y,t) = f^{(k)}(y,t),$$
$$f^{(k)}(y,t) = \sum_m f_m^{(k)}(t) e^{i(m,y)}.$$

Доказано, что обратная задача сводится к системе линейных интегральных уравнений (1),

$$2\Phi^{(k)}(x,t) - \sum_m \int_{-x}^{x} f_m^{(k)}(t-s)\Phi^{(m)}(x,s)ds = -\int_{-\pi}^{\pi} \frac{e^{i(k,y)}}{\rho(0,y)}dy \tag{1}$$

$$t \in (-x,x), \qquad y_j \in (-\pi,\pi), \qquad j = 1,2, \qquad k \in Z^2.$$

решая которую, мы сможем найти неизвестную плотность по формуле (2).

$$\rho(x,y) = -\frac{\pi^2}{\rho(0,y)} \left[\sum_m \Phi^{(m)}(x,x-0) e^{-i(m,y)} \right]^{-2} \tag{2}$$

После дискретизации системы (1) мы приходим к системе линейных алгебраических уравнений с блочно-теплицевой матрицей большой размерности.

$$2\Phi(x,t) - \sum_{|m|\le N} \int_{-x}^{x} F(t-s)\Phi(x,s)ds = G, \quad t \in (-x,x), \quad k_j = \overline{-N,N}, \quad j = 1,2.$$

$$\Phi(x,t) = \left(\Phi^{(-N)}(x,t), \ldots, \Phi^{(0)}(x,t), \ldots, \Phi^{(N)}(x,t)\right)^T,$$

$$G = \left(G^{(-N)}, \ldots, G^{(0)}, \ldots, G^{(N)}\right)^T \quad G^{(k)} = -\int\limits_{-\pi}^{\pi} \frac{e^{i(k,y)}}{\rho(0,y)} dy.$$

$$F(t) = \begin{vmatrix} f_{-N}^{(-N)'} & f_{-N+1}^{(-N)'} & \cdots & f_0^{(-N)'} & \cdots & f_N^{(-N)'} \\ f_{-N}^{(-N+1)'} & f_{-N+1}^{(-N+1)'} & \cdots & f_0^{(-N+1)'} & \cdots & f_N^{(-N+1)'} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{-N}^{(0)'} & f_{-N+1}^{(0)'} & \cdots & f_0^{(0)'} & \cdots & f_N^{(0)'} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{-N}^{(N)'} & f_{-N+1}^{(N)'} & \cdots & f_0^{(N)'} & \cdots & f_N^{(N)'} \end{vmatrix}$$

Отметим, что даже решение одной прямой многомерной задачи требует исключительно много вычислительных ресурсов. Например, в двумерном пространстве решение прямой задачи в области 2 км x 2 км, при шаге сетки = 1 метр, на кластере на одном узле (12 ядер, OpenMP, MPI) для одного источника занимает 30 минут на 12 ядрах.

Решение прямой задачи для 40 источников на одном узле занимает 20 часов. А решение трехмерной прямой задачи займет около 50 000 часов (около 6 лет). На этом этапе необходимо применять методы тензорного разложения [20–22], а также стохастический подход к работе с матрицами большой размерности [23].

Особенно важно эффективно использовать методы решения обратных задач и искусственного интеллекта для эффективного прогнозирования развития пандемии COVID-19 (см., например, [24, 25]).

Заключение

Анализ взаимосвязей теории обратных и некорректных задач и математических аспектов искусственного интеллекта показывает много общего в постановках и методах решения. Регуляризация и максимально возможное использование априорной информации при анализе и подборе параметров нейронных сетей, методы исследования идентифицируемости и чувствительности моделей все более эффективно применяются как в обратных задачах, так и в машинном обучении. Сказанное относится и к использованию природоподобных алгоритмов, методов анализа и обработки больших данных, алгоритмов усвоения данных, стохастической оптимизации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кабанихин С. И. Обратные и некорректные задачи (о первой международной молодежной научной школе-конференции «Теория и численные методы решения обратных и некорректных задач»). *Сиб. электрон. матем. изв.* 2010;7:380–394.
2. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. *Методы решения некорректных задач*. М.: Наука, 1986.
3. Иванов В. К., Васин В. В., Танана В. П. *Теория линейных некорректных задач и ее приложения*. М.: Наука; 1978.
4. Лаврентьев М. М., Романов В. Г., Шишатский С. П. *Некорректные задачи математической физики и анализа*. Новосибирск: Наука, Сиб. отд-ние; 1980.
5. Маслов В. П. Существование решения некорректной задачи эквивалентно сходимости регуляризационного процесса. *УМН.* 1968;23(3):183–184.
6. Королев И. *Российскому искусственному интеллекту нужны 180 миллиардов*. https://www.cnews.ru/news/top/2019-07-26_rossijskomu_iskusstvennomu_intellektu_nuzhno_180.
7. *Искусственный интеллект в России будут развивать за 5 миллиардов*. https://www.fontanka.ru/2021/03/29/69837446/.
8. Каляев И., Заборовский В. Искусственный интеллект: от метафоры к техническим решениям. *Control Engineering Россия*. 2019;5(83):26–31. Режим доступа: https://controleng.ru/wp-content/uploads/8326.pdf.

9. Иванова Ю. К. Применение инструментов планирования и прогнозирования в деятельности коммерческого банка с использованием машинного обучения. *Бенефициар*. 2019;46:22–26. Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=39323684.
10. Кабанихин С. И. *Обратные и некорректные задачи*. Новосибирск: Сибирское научное издательство; 2008. 450 с.
11. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. *Проблемы кибернетики*. 1978;33:5–68.
12. Журавлев Ю. И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов. I. *Кибернетика*. 1977;4:5–17.
13. Журавлев Ю. И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов. III. *Кибернетика*. 1978;2:35–43.
14. Журавлев Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В. *Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения*. М.: Фазис; 2006. 147 с.
15. Евтушенко Ю. Г., Голиков А. И. Метод решения задач линейного программирования большой размерности. *Докл. РАН*. 2004;397(6):727–732.
16. Евтушенко Ю. Г., Брежнева О. А., Третьяков А. А. Новые численные методы и некоторые прикладные аспекты теории p-регулярности. *Ж. вычисл. матем. и матем. физ*. 2006;46(11):1987–2000.
17. Евтушенко Ю. Г., Малкова В. У., Станевичюс А. А. Распараллеливание процесса поиска глобального экстремума. *Автоматика и телемеханика*. 2007;5:46–58.
18. Koptyug I. V. , Kabanikhin S. I., Iskakov K. T., Fenelonov V. B., Khitrina L. Y., Sagdeev R. Z., Parmon V. N. A Quantitative NMR Imaging Study of Mass Transport in Porous Solids during Drying. *Chemical Engineering Science*. 2000;55(9):1559–1571.
19. Эпов М. И., Миронов В. Л., Музалевский К. В., Кабанихин С. И. Применение дискретных источников для расчёта полей СШП импульсного электромагнитного дипольного зонда в средах нефтегазового коллектора. *Изв. вузов. Физика*. 2010;53(9–3):257–262.
20. Тыртышников Е. Е. Тензорные аппроксимации матриц, порожденных асимптотически гладкими функциями. *Матем. сб.* 2003;194(6):147–160.
21. Tyrtyshnikov E., Oseledets I. Breaking the Curse of Dimensionality, or How to Use SVD in Many Dimensions. *SIAM J. Sci. Comput.* 2009;31(5):3744–3759.
22. Kabanikhin S. I., Novikov N. S., Oseledets I. V., Shishlenin M. A. Fast Toeplitz Linear System Inversion for Solving Two-Dimensional Acoustic Inverse Problem. *J. of Inverse and Ill-Posed Problems*. 2015;23(6):687–700.
23. Kabanikhin S. I., Sabelfeld K. K., Novikov N. S., Shishlenin M. A. Numerical Solution of an Inverse Problem of Coefficient Recovering for a Wave Equation by a Stochastic Projection Methods. *Monte Carlo Methods and Applications*. 2015;21(3):189–203.
24. Kabanikhin S. I., Krivorotko O. I. Mathematical Modeling of the Wuhan COVID-2019 Epidemic and Inverse Problems. *Computational Mathematics and Mathematical Physics*. 2020;60(11):1889–1899.
25. Бетелин В. Б., Галкин В. А., Ряховский А. В. Точечные и распределенные модели распространения коронавирусной инфекции. *Успехи кибернетики*. 2021;2(2):12–20.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6

ВОЗМОЖНОСТИ СОЗДАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА БАЗЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

В. М. Еськов[1], **М. А. Филатов**[2], **Г. В. Газя**[2], **Н. Ф. Стратан**[2]

[1] *Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Сургут, Российская Федерация*

[2] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация, filatovmik@yandex.ru*

Аннотация: в настоящее время не существует единого определения искусственного интеллекта. Требуется такая классификация задач, которые должны решать системы искусственного интеллекта. В сообщении дана классификация задач при использовании искусственных нейросетей (в виде получения субъективно и объективно новой информации). Показаны преимущества таких нейросетей (неалгоритмизируемые задачи) и показан класс систем (третьего типа — биосистем), которые принципиально не могут изучаться в рамках статистики (и всей науки). Для изучения таких биосистем (с уникальными выборками) предлагается использовать искусственные нейросети, которые решают задачи системного синтеза (отыскание параметров порядка). Сейчас такие задачи решает человек в режиме эвристики, что не моделируется современными системами искусственного интеллекта.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросети мозга, системный синтез, эффект Еськова-Зинченко.

Для цитирования: Еськов В. М., Филатов М. А., Газя Г. В., Стратан Н. Ф. Возможности создания искусственного интеллекта на базе искусственных нейросетей. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):44–52. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6.

ARTIFICIAL INTELLECT WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

V. M. Eskov[1], **M. A. Filatov**[2], **G. V. Gazya**[2], **N. F. Stratan**[2]

[1] *Surgut Branch of Federal State Institute "Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences", Surgut, Russian Federation*

[2] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation, filatovmik@yandex.ru*

Abstract: currently, there is no single definition of artificial intelligence. We need a Such categorization of tasks to be solved by artificial intelligence. The paper proposes a task categorization for artificial neural networks (in terms of obtaining subjectively and objectively new information). The advantages of such neural networks (non-algorithmizable problems) are shown, and a class of systems (third type biosystems) which cannot be studied by statistical methods (and all science) is presented. To study such biosystems (with unique samples) it is suggested to use artificial neural networks able to perform system synthesis (search for order parameters). Nowadays such problems are solved by humans through heuristics, and this process cannot be modeled by the existing artificial intelligence systems.

Keywords: artificial intelligence, brain neural networks, system synthesis, the Eskov-Zinchenko effect.

Cite this article: Eskov V. M., Filatov M. A., Gazya G. V., Stratan N. F. Artificial Intellect with Artificial Neural Networks. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):44–52. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6.

Введение

Работа мозга человека направлена на выполнение познавательной деятельности и в итоге на обеспечение приспособляемости к окружающей действительности. Эта познавательная (когнитивная) деятельность связана с получением, переработкой, хранением информации и в итоге — выработкой определенных решений. Именно в этой последней части данной цепочки и раскрывается интеллект человека.

Любое принятие решений до недавнего времени могло быть формализовано в рамках существующих алгоритмов и математики в целом. Однако в 50-е годы появляются работы по созданию

искусственных нейронных сетей (ИНС), которые (как было доказано в 60-х и 70-х годах 20-го века) могут решать задачи, не поддающиеся формальной алгоритмизации. В первую очередь, речь идет о распознавании образов (визуальных, звуковых, запахов и т.д.) [1–4].

За последние 30–40 лет разработка и создание ИНС существенно раскрыли диапазон решаемых ими задач. Сейчас ИНС решают задачи распознания зрительных образов, речи человека, и это задачи, действительно, трудно решаемые в рамках алгоритмизируемых ЭВМ. Возникает закономерный вопрос: какие интеллектуальные задачи может решать ИНС в режиме моделирования искусственного интеллекта?

Напомним, что итог любой интеллектуальной деятельности человека — это получение новой информации. Эта новая информация может быть субъективно новой (нужной в повседневной деятельности конкретного индивидуума) и объективно новой. В последнем случае (в том числе) создаются новые теории, модели, новые науки [1–5]. Возникает закономерный вопрос: может ли ИНС решать такие задачи (создание принципиально новых знаний)? Особенно это касается систем третьего типа (биосистем), которые в рамках статистики невозможно изучать [5–8].

Существуют ли границы создания и применения искусственного интеллекта (ИИ)?

Во введении мы обратили особое внимание на определенное деление задач, которые решаются в ходе интеллектуальной деятельности человека: решение алгоритмизируемых задач (то, что можно решить на цифровых ЭВМ) и решение задач неалгоритмизируемых. ИНС именно и начали активно разрабатывать для решения второго класса задач. Мозг человека легко различает портреты разных людей, голоса людей, птиц и т.д.

Однако такие задачи различия (образа, звуков, запахов) на ЭВМ очень сложно решить (в общем виде они нерешаемы). В итоге мы сейчас говорим о разных областях работы ИИ. В классах алгоритмизируемых задач многие системы ИИ вполне активно используют ЭВМ и различные модели на базе ЭВМ. Это задачи управления автомобилем, самолетом, поездом, атомными и другими электростанциями и т.д. Мы же в настоящем сообщении сосредотачиваем свое внимание на системах (создаваемых на базе ИНС) в необычных для ЭВМ режимах.

Эти режимы работы ИНС сопровождаются решением задач с получением субъективно новой информации и объективно новой информации. В последнем случае речь идет об огромном классе задач, которые уже невозможно решить в рамках традиционной детерминистской и стохастической науки (ДСН). Иными словами, за последние 20 лет был открыт огромный класс объектов и систем, которые не могут быть диагностированы и смоделированы (описаны) в рамках существующих теорем и моделей (на базе ДСН). В первую очередь, речь идет о работе мозга [8–12] и о поведении любых биосистем, образующих организм человека [13–17].

Существующие системы ИИ на базе алгоритмизируемых ЭВМ не могут их решить в принципе из-за потери причинно-следственных связей (прошлое состояние $x(t_0)$ вектора состояния биосистемы $x=x(t)=(x_1, x_2, \ldots, x_m)^T$ в m-мерном фазовом пространстве состояний (ФПС) не определяет будущее (конечное) состояние $x(t_f)$ этого вектора $x(t)$) [5–8].

В рамках современной ДСН пока не существует алгоритмов для описания стационарных режимов таких систем (систем третьего типа — СТТ по классификации W. Weaver [18]) и для идентификации реальных свойств в таких СТТ. Еще раз подчеркнем, что речь идет об алгоритмизируемых системах ИИ на базе цифровых или аналоговых ЭВМ. Не существует алгоритмов, которые бы описывали статистически неустойчивые биосистемы (СТТ). Однако на это надеялись многие выдающиеся ученые 20-го века [1–3, 9–11, 19–20].

Очевидно, что для изучения таких систем необходимы особые системы ИИ, которые бы работали по особым правилам. Эти гипотезы и модели должны выходить за рамки ДСН. Такие СТТ не могут генерировать статистически устойчивые выборки, и первым таким объектом является мозг человека, который демонстрирует статистическую неустойчивость в покое. Эти особые свойства СТТ получили название эффекта Еськова-Зинченко (ЭЕЗ) [5–8, 12–17, 21–27]. Подчеркнем, что системы ИИ должны моделировать нейросети мозга (на базе ИНС) и, очевидно, использовать свойства СТТ [18, 21–27].

Для иллюстрации вышесказанного мы представляем типичную матрицу парных сравнений выборок электроэнцефалограмм (ЭГГ) одного и того же человека, в спокойном состоянии. Очевидно, что в табл. 1 мы имеем число k_e пар выборок ЭЭГ с критерием Вилкоксона $p_{i,j} \geq 0{,}05$ в виде весьма

небольшого по величине k_e=33. С позиций статистики мозг любого человека генерирует непрерывный статистический хаос (неповторяющиеся выборки).

Таблица 1

Матрица парного сравнения ЭЭГ одного и того же здорового человека (число повторов $N = 15$) в период релаксации в отведении T6-Ref (критерий Вилкоксона, значимость $< 0{,}05$, число совпадений $k_e = 33$)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1		0,00	**0,32**	**0,05**	0,10	**0,64**	0,01	**0,55**	0,00	**0,28**	**0,31**	0,00	**0,90**	0,00	0,00
2	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	**0,58**
3	0,32	0,00		**0,75**	0,00	0,03	**0,67**	**0,19**	0,00	0,01	**0,30**	0,02	**0,10**	0,00	0,00
4	0,05	0,00	0,75		0,00	**0,07**	**0,83**	0,00	0,00	0,00	**0,06**	0,03	0,04	0,00	0,00
5	0,10	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	**0,41**	**0,38**	**0,66**	0,03	0,00	**0,21**	0,00	0,00
6	0,64	0,00	0,03	0,07	0,00		**0,21**	**0,86**	0,00	**0,21**	**0,52**	0,00	**0,66**	0,00	0,00
7	0,01	0,00	0,67	0,83	0,00	0,21		0,02	0,00	0,00	0,01	**0,19**	0,00	0,00	0,00
8	0,55	0,00	0,19	0,00	0,41	0,86	0,02		**0,08**	**0,93**	**0,15**	0,00	**0,97**	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,38	0,00	0,00	0,08		**0,06**	0,00	0,00	**0,07**	0,00	0,01
10	0,28	0,00	0,01	0,00	0,66	0,21	0,00	0,93	0,06		0,00	0,00	**0,36**	0,00	0,00
11	0,31	0,00	0,30	0,06	0,03	0,52	0,01	0,15	0,00	0,00		0,00	0,05	0,00	0,00
12	0,00	0,00	0,02	0,03	0,00	0,00	0,19	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00
13	0,90	0,00	0,10	0,04	0,21	0,66	0,00	0,97	0,07	0,36	0,05	0,00		0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00
15	0,00	0,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Такой результат мы получили по всем параметрам организма человека и доказали [12–17, 25–30] особые свойства биосистем. Очевидно, что любая система ИИ на базе ЭВМ не сможет диагностировать стационарное состояние мозга (см. табл. 1), мышц, работы сердца и т.д. Тем более ИИ не сможет идентифицировать реальные изменения в СТТ (биосистемах) [15–22].

Детальное изучение особых свойств СТТ (биосистем) показало, что указанное выше свойство СТТ (в виде ЭЕЗ) является неопределенностью 2-го типа (не решается в рамках ДСН). Однако существует и неопределенность 1-го типа. В этом случае статистика не показывает статистических различий между выборками параметров *x(t)* биосистемы, а реально СТТ (биосистемы) изменяются (и весьма существенно) [31–36].

Неопределенности 2-го и 1-го типов накладывают принципиальные ограничения на их познаваемость в рамках современной науки — ДСН. Существующие алгоритмы не могут пока описывать статистически неустойчивые биосистемы (СТТ) и не могут разделять состояния СТТ, если статистика показывает их совпадения. Возникает огромный класс систем, которые не могут быть изучены в рамках алгоритмизируемых систем ИИ [37–39].

При этом возникают классы задач, которые также не могут быть формализованы (в рамках ДСН), например, нахождение параметров порядка — ПП (для СТТ во всех науках о жизни). Очевидно, что такие задачи (системного синтеза — СС) не могут быть решены в рамках ДСН и, следовательно, на базе систем ИИ (на базе ЭВМ). В итоге мы сейчас выделили несколько больших классов задач, которые не могут решать системы ИИ (на базе ЭВМ).

Возможности ИНС в режиме неалгоритмизируемых задач (с позиций ДСН) как системы ИИ

Еще раз подчеркнем, что в предыдущем разделе мы выделили классы задач, которые принципиально системы ИИ не могут решать в рамках ДСН. Это, во-первых, задачи распознавания образов (зрительных, слуховых и т.д.) и задачи изучения любых биосистем (СТТ). Последние имеют неопределенности 1-го и 2-го типов, которые не могут быть решены в рамках алгоритмизируемых систем ИИ (и любых систем на базе ЭВМ). Поскольку это касается познания человека другим человеком (ученым), то речь идет об особых ИИ, которые выходят за рамки ДСН [37–39].

Эти новые системы ИИ должны работать по другим законам (не в рамках теории динамических систем на базе дифференциальных, интегральных, разностных и других уравнений, не в рамках стохастики). Возникает закономерный вопрос: могут ли современные ИНС решать такие задачи? За

последние 40-50 лет ИНС доказали свои возможности в распознавании образов (это неалгоритмизируемая задача). Имеет ли ИНС другие возможности?

Для ответа на этот вопрос следует напомнить, что современные ИНС используют пока только три основных свойства реальных нейросетей мозга. Это грубая модель нейрона (с его пороговыми свойствами), принцип организации нейронов в сеть (коммуникативные свойства нейросетей мозга) и нелинейные свойства пороговых функций (и все, что связано с настройкой ИНС с использованием нелинейных свойств) [30–31, 34, 37–39].

Очевидно, что все биосистемы нелинейные. Однако в предыдущем параграфе мы указали на еще одно фундаментальное свойство нейросетей мозга: нейросети мозга генерируют неустойчивые выборки ЭЭГ (они хаотичны в динамике своего поведения). Более того, нейросети мозга постоянно реверберируют, их биопотенциалы $x(t)$ (в виде ЭЭГ) никогда не находятся в покое ($dx/dt=0$ и $x=const$ невозможно!). Если $x=const$ (нет ЭЭГ), то это мертвый мозг [1, 19, 20, 30–31].

В этой связи, если следовать логике создания ИНС на первых этапах, то мы должны активно внедрять в работу ИНС все базовые свойства нейросетей мозга. К этим свойствам мы сейчас добавили два новых свойства реальных нейросетей мозга: хаос и многократные реверберации ($dx/dt\neq0$). Оказалось, что эти два новых свойства существенно изменили круг задач, которые теперь может решать ИНС в двух этих особых режимах (хаоса и реверберации).

Следует отметить, что во многих науках о живых системах (биологии, психологии, медицине, экологии и т.д.) в последние годы активно применяются ИНС. При этом довольно часто ИНС используют для нахождения главных диагностических признаков x_i^*. Подчеркнем, что сама процедура разделения выборок и нахождения главных x_i^* требует первоначально задания весов W_{i0} (начальные веса) признаков $x_i(t)$ из равномерного распределения на интервале $W_{i0}\in(0,1)$ [37–39].

После настройки ИНС мы получаем окончательные веса признаков W_i, которые должны как бы показывать нам реальные веса. Многие исследователи после такой процедуры говорили о ранжировании признаков. Однако это ошибочное мнение. Если исходные начальные веса не менять (W_{i0} для каждой особой настройки будут без изменений), то оказалось, что и конечные (после настройки ИНС) веса W_i диагностических признаков $x_i(t)$ остаются без изменений.

Иными словами, если изменить набор значений W_{i0}, то мы получим и другой набор конечных весов W_i для всех диагностических признаков $x_i(t)$. Подчеркнем, что именно так работают реальные нейросети мозга. Они не могут сохранять неизменными параметры своих состояний. Любая ЭЭГ непрерывно и хаотически изменяется, и при этом идут непрерывные реверберации (см. табл. 1 выше).

Мы ввели эти два особых свойства (см. табл. 1) в работу ИНС и получили выборки конечных весов W_i для всех диагностических признаков $x_i(t)$. После многих итераций (повторных настроек ИНС в режиме хаоса и многократных реверберациий) мы установили, что эти выборки подчиняются закону больших чисел.

Эти выборки после 100, 1000 и 10000 итераций (повторных настроек ИНС) сходятся к некоторым средним значениям $<W_i>$. Для одних и тех же выборок (например, для шестимерного ФПС, m=6) после k=1000 итераций мы всегда получали повторные значения $<W_i>$, которые с высокой точностью совпадали. Менее одной сигмы был интервал изменения $<W_i>$ для каждого усреднения (которое состояло из каждой серии 1000 итераций).

Иными словами, наблюдается устойчивая сходимость всех $<W_i>$ для всех повторов из 1000 измерений (по каждому диагностическому признаку $x_i(t)$). Фактически эти многочисленные настройки и расчеты $<W_i>$ показали, что эти средние веса $<W_i>$ подчиняются закону больших чисел. В итоге эти $<W_i>$ могут быть ранжированы (по значимости).

Во всей этой процедуре (с хаотическим заданием начальных весов W_{i0} из интервала $W_{i0}\in(0,1)$) строго выполняются законы больших чисел. Можно сформулировать гипотезу о том, что реальные нейросети мозга при принятии решения тоже так работают. Хаос и многократные реверберации подчиняются закону больших чисел. Однако при этом мы ранжируем $<W_i>$.

Такое ранжирование нам обеспечивает выделение параметров порядка, т.е. нахождение главных диагностических признаков. До настоящего времени эта задача системного синтеза (в общем виде, по полученным выборкам) в математике не решена. Фактически мы сейчас говорим о модели ИИ, когда алгоритмизируемые системы ИИ не могут разделить выборки (неопределенность 1-го типа), а ИНС в режиме хаоса и многократных реверберациий такую задачу решает [37–39].

Наша ИНС (в особых режимах) решает задачу разделения состояний биосистемы (у которой выборки $x_i(t)$ статистически совпадают). На практике талантливый врач тоже может выполнить такую процедуру, когда он ставит диагноз или принимает решение по больному в случаях нечеткой (статистически не определяемой по параметрам $x_i(t)$) картины заболевания. Интеллектуальная деятельность гениального врача сводится к нахождению главных (неявных) признаков там, где ДСН не работает.

Сама задача по раскрытию неопределенности 1-го типа в рамках ДСН неразрешима (она не алгоритмизируется). Очевидно, что и ИИ на базе ЭВМ не могут ее решить. Однако ИНС (в режиме хаоса и реверберераций) решают эту задачу. Фактически мы сейчас говорим о создании особых ИИ (на базе ИНС), которые решают особые (неалгоритмизируемые) задачи, т.е. задачи 2-го типа (в области принятия решений и обработки информации).

Пример решения задач 2-го типа (неалгоритмизируемых)

В медицине, биологии, экологии часто возникают проблемы с диагностикой изменений (или неизменности) состояния организма человека (или группы людей), которые находятся в особых условиях [39]. Например, мы сравнивали группы мужчин (м) и женщин (ж) разных возрастов ($м_1$ и $ж_1$; $м_3$ и $ж_3$ до 35 лет и $м_2$, $ж_2$ и $м_4$, $ж_4$ старше 35 лет), которые подвергаются действию слабых промышленных электромагнитных полей (СПЭМП) и без действия этих полей (группы $м_1$, $ж_1$ и $м_2$, $ж_2$).

Попарное сравнение выборок шести (m=6) параметров $x_i(t)$ всего вектора состояния $x(t)$ сердечно-сосудистой системы (ССС) показало, что многие пары выборок $x_i(t)$ имеют критерий Манна-Уитни $p_{i,j} \geq 0{,}05$. В этом случае такая пара $x_i(t)$ может иметь общую генеральную совокупность (выборки статистически совпадают). В табл. 2 мы представляем результаты таких парных сравнений выборок шести параметров $x_i(t)$ для ССС. Очевидно, что только 2 пары различаются.

Таблица 2

Матрица парных сравнений параметров вариабельности сердечного ритма гендерных групп (сравниваемых мужских — м и женских — ж групп), одинаковых по возрасту и влиянию производственных факторов

Параметры / Группы	*CI*	*SIM*	*PAR*	*SSS*	*SDNN*	*INB*
$м_1ж_1$	0,712	**0,019***	0,244	0,954	0,168	0,076
$м_2ж_2$	0,337	0,148	0,541	0,204	**0,024***	0,561
$м_3ж_3$	0,655	0,377	0,854	0,393	0,362	0,479
$м_4ж_4$	0,204	0,244	0,065	0,118	0,734	0,101

Примечание: $м_1$ — мужчины до 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей, $м_2$ — мужчины после 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей; $м_3$ — мужчины до 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, $м_4$ — мужчины после 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, $ж_1$ — женщины до 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей, $ж_2$ — женщины после 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей; $ж_3$ — женщины до 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, $ж_4$ — женщины после 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, p — достигнутый уровень значимости (при критическом уровне $p < 0{,}05$); * — группы p статистически принадлежат к разным генеральным совокупностям.

Здесь и далее: *CI* — кардиоинтервал; *SIM* — показатель симпатической вегетативной нервной системы; *PAR* — показатель парасимпатической вегетативной нервной системы; *SSS* — частота сердечных сокращений; *SDNN* — стандарт отклонения для кардиоинтервалов; *INB* — индекс Баевского.

В табл. 2 из 24-х разных пар сравнения выборок $x_i(t)$ только *SIM* и *SDNN* показали различия (их $p_{i,j} < 0{,}05$). Остальные пары статистически совпадают. Возникает неопределенность 1-го типа, с позиций статистики ни гендерные различия, ни возраст, ни СПЭМП как бы не действуют на ССС всех этих 8-ми групп.

Наша система ИИ на базе ИНС (*NeuroPro*) в режиме хаоса и многократных реверберераций не только различила выборки, но и обеспечила их ранжирование (по значимости). В табл. 3 мы демон-

стрируем веса всех 6-ти $x_i(t)$ для всех пар сравнения. В табл. 3 мы вносили средние веса $<W_i>$ для $x_i(t)$ после 50-ти итераций ИНС (в режиме хаоса и реверберации). Например, для показателя кардиоинтервалов (*CI*) в табл. 2 мы имеем полное совпадение выборок (для всех групп), а в табл. 3 для пары $м_3$-$ж_3$ этот признак *CI* становится даже параметром порядка (его $<W_i>$=0,641).

Таблица 3

Результаты статистической обработки значений весов W_i после 50-ти итераций выборки $x_i(t)$ для групп сравнения мужчин и женщин 1–4

Группы сравнения	W_i	*CI*	*SIM*	*PAR*	*SSS*	*SDNN*	*INB*
$м_1ж_1$	$M\pm\sigma$	0,457 ± 0,223	**0,718 ± 0,279**	0,465 ± 0,270	0,427 ± 0,222	0,642 ± 0,283	**0,706 ± 0,238**
$м_2ж_2$	$M\pm\sigma$	0,551 ± 0,253	**0,637 ± 0,248**	0,527 ± 0,257	**0,655 ± 0,241**	**0,685 ± 0,268**	0,568 ± 0,241
$м_3ж_3$	$M\pm\sigma$	**0,641 ± 0,263**	**0,655 ± 0,266**	0,507 ± 0,219	0,508 ± 0,254	**0,729 ± 0,249**	**0,662 ± 0,278**
$м_4ж_4$	$M\pm\sigma$	0,548 ± 0,259	0,613 ± 0,263	**0,734 ± 0,263**	0,582 ± 0,235	0,504 ± 0,208	**0,656 ± 0,254**

В целом, табл. 3 показала, что параметры *SIM*, *SDNN* и *INB* являются параметрами порядка почти во всех сравнениях. Однако, в табл. 2 статистика для *INB* вообще ничего не выделила, как и для *PAR*. В табл. 3 мы имеем главные диагностические признаки, которые статистика не может выделить. В итоге мы не только раскрыли неопределенности 1-го типа (разделили выборки $x_i(t)$), но и нашли главные из них (ПП). Это и есть решение задачи системного синтеза (в экологии). До настоящего времени такие задачи решал врач (очень талантливый) с развитым интеллектом, а ИИ такие задачи решить не мог.

Обсуждение

Любая интеллектуальная деятельность, которая может быть описана и представлена (с помощью системы искусственного интеллекта) может быть оценена как получение субъективно или объективно новой информации. Сам этот процесс получения новой информации связан с интеллектуальной деятельностью, и она должна демонстрировать высокие результаты. В итоге система ИИ должна выдать субъективно (или объективно) новую информацию.

Работа систем ИИ (а эти системы могут быть физическими или виртуальными, например, на базе ЭВМ) связана с решением двух классов задач. Во-первых, существуют алгоритмизируемые задачи, когда их можно решать с помощью различных видов ЭВМ. Во-вторых, имеются огромные классы задач, которые очень сложно (или невозможно) решать в рамках методов современной детерминистской и стохастической науки (ДСН). Это неалгоритмизируемые задачи с особыми объектами.

В качестве таких объектов (и систем) выступает все окружающее нас пространство, содержащее различные живые системы [1–8]. Оно может включать большой набор объектов (группа людей, человек на природе, портреты, голоса человека, птиц, зверей и т.д.), которые невозможно различать (диагностировать) в рамках каких-либо алгоритмов. Для распознавания таких образов (зрительные, слуховые, тактильные, обонятельные и т.д.) сейчас активно используются ИНС.

Однако эти ИНС моделировали только несколько (базовых) свойств нейронов головного мозга. Но при этом они уже решают множество неалгоритмизируемых задач. За последние 20 лет была доказана гипотеза W. Weaver [18] (биосистемы — СТТ — не могут быть объектом ДСН). Фактически описание биосистем (СТТ) было за эти 20 лет выведено за пределы ДСН, и работа с ними также приводит к неалгоритмизируемым (в рамках ДСН) задачам. Возникает базовая проблема: может ли ИИ изучать самого человека [27–30, 35–39]?

Решение этой фундаментальной проблемы для всей науки может быть связано опять с применением ИНС, как и в классах задач по распознаванию образов. Может ли человек или им созданная система ИИ познать самого человека? Можно ли смоделировать (с помощью ИИ) процесс познания и создания новой (объективно) информации для науки и практики?

Одновременно за последние 20-30 лет разные группы ученых Сургута, Москвы, Тулы активно разрабатывают методы системного синтеза (СС). В этом СС мы должны научиться находить параметры порядка, джокеры, русла. При этом главная задача для системы ИИ — это нахождение параметров порядка — главных диагностических признаков. Выполнить это в рамках ДСН невозможно во многих случаях. Например, в связи с открытием неопределенности 2-го типа (ЭЕЗ) и неопределенности 1-го типа. В последнем случае почти все выборки совпадают.

Решение задачи раскрытия неопределенности 1-го типа сейчас в медицине может быть выполнено талантливым врачом. Когда все методы (ДСН) показывают одно (например, неизменность состояния организма), а гениальный врач ставит правильный диагноз и спасает пациента. Именно такие задачи должна решать будущая система ИИ при изучении живых систем. Эта задача не может быть формализована, и поэтому мы применили ИНС.

Однако наука об ИНС работала в двух (новых) режимах: хаоса W_{i0} на каждой итерации и многократных итераций (новых настроек ИНС). В итоге такая ИНС может решать задачу системного синтеза: находить параметры порядка, ранжировать (по значимости) все диагностические признаки. Подчеркнем, что в рамках ДСН это не разрешимая задача, нет алгоритмов (теорий в ДСН), которые бы выполнили системный синтез.

Очевидно, что для таких систем ИИ открываются новые (особые) перспективы, т.к. задача системного синтеза не формализована (в общем виде). Наша система ИИ на базе ИНС не только разделяет состояние функций организма человека, но и показывает, какие признаки будут главными при такой процедуре диагностики. Фактически речь идет о новом типе диагностических систем, и не только в биомедицине, но и в технике, когда необходимо быстро выявить режимы работы технической системы. Например, для авиационного двигателя АИ-24 можно идентифицировать режимы автофлюгирования и авторотации.

В целом, человечество подошло к созданию систем ИИ, которые способны решать математически не формализованные задачи. В наших примерах они возникают у СТТ при неопределенности 2-го типа (при ЭЕЗ) и при неопределенности 1-го типа. Эти проблемы в рамках алгоритмизируемых задач решить невозможно (методы ДСН неэффективны).

Выводы

Любая интеллектуальная система (мозг человека или ИИ) решают когнитивные задачи, и в итоге создается субъективно новая или объективно новая информация. До настоящего времени такие процессы протекали на базе некоторых алгоритмов (системного анализа). Однако последние 30–40 лет начали активно разрабатывать и внедрять в этот процесс ИНС.

Впервые ИНС начали использоваться в задачах распознавания образов (портреты, фото, голоса и т.д.). В итоге были созданы весьма эффективные ИНС, которые решали неалгоритмизируемые задачи. Двадцать лет назад был доказан эффект Еськова-Зинченко (любая выборка параметров организма человека уникальна). Это поставило глобальную проблему познаваемости человека человеком и создания системы ИИ, которая бы могла изучать организм человека (все СТТ).

Статистическая неустойчивость выборок ЭЭГ (и отсутствие покоя, $dx/dt \neq 0$) подтолкнула исследователей к созданию новых режимов ИНС. В итоге были созданы ИНС в режимах хаоса и реверберации, которые подтвердили законы больших чисел для выборок средних значений $<W_i>$ весов диагностических признаков $x_i(t)$. Это позволило решать задачи системного синтеза и разделять выборки $x_i(t)$, которые в рамках ДСН невозможно выполнить.

Такие системы ИИ (на базе ИНС в двух новых режимах работы) обеспечили решение неалгоритмизируемой проблемы неопределенности 1-го типа, и одновременно стало возможным находить параметры порядка (главные диагностические признаки x_i^*).

В целом, системы ИИ на базе ИНС дают решение задач, которые в рамках детерминизма и стохастики не могут быть решены. Это новый класс задач и систем (статистически неустойчивых) и новый вид моделей для их решения и описания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Haken H. *Principles of Brain Functioning: a Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition*. Springer Series in Synergetics: Springer; 1995. 349 p.
2. Miri A., Warriner C. L., Seely J. S., Elsayed G. F., Cunningham J. P., Churchland M. M., Jessell T. M. Behaviorally Selective Engagement of Short-Latency Effector Pathways by Motor Cortex. *Neuron*. 2017. PMID 28735748. DOI: 10.1016/j.neuron.2017.06.042.
3. Albert S. T., Hadjiosif A. M., Jang J., Zimnik A. J., Soteropoulos D. S., Baker S. N., Churchland M. M., Krakauer J. W., Shadmehr R. Postural Control of Arm and Fingers Through Integration of Movement Commands. *Elife*. 2020;9:1–35.

4. Vokhmina Y. V., Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Filatova O. E. Measuring Order Parameters Based on Neural Network Technologies. *Measurement Techniques*. 2015;58(4):462–466. DOI: 10.1007/S11018-015-0735-X.
5. Eskov V. V. *Mathematical Modeling of Homeostasis and Evolution of Complexity*. Tula: TSU Publishing; 2016. 307 p. (In Russ.)
6. Eskov V. V., Pyatin V. F., Filatova D. Yu. Bashkatova Yu. V. *Chaos of Homeostasis Parameters of the Human Cardiovascular System*. Samara: Porto-Print Publishing; 2018. 312 p. (In Russ.)
7. Eskov V. V., Pyatin V. F., Shakirova L. S., Melnikova E. G. *The Role of Chaos in the Regulation of Organism Physiological Functions*. Samara: Porto-print LLC; 2020. 248 p. (In Russ.)
8. Eskov V. M., Galkin V. A., Pyatin V. F., Filatov M. A. *Control of Movements: Stochastic or Chaos?* Samara: Porto-print Publishing; 2020. 144 p. (In Russ.)
9. Menskii M. B. Concept of Consciousness in the Context of Quantum Mechanics. *Physics-Uspekhi*. 2005;48(4):389. DOI: 10.3367/UFNr.0175.200504c.0413.
10. Mensky M. B. Quantum Measurements, the Phenomenon of Life, and Time Arrow: Three Great Problems of Physics (in Ginzburg's Terminology) and Their Interrelation. *Physics-Uspekhi*. 2007;50(4):397. DOI: 10.3367/UFNr.0177.200704j.0415.
11. Penrose R. *The Emperor's New Mind: Concerning Computers, Mind and Laws of Physics*. Oxford University Press; 1989.
12. Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Kozlova V. V., Filatov M. A. Measurement of the Dynamic Parameters of Microchaos in the Behavior of Living Biosystems. *Measurement Techniques*. 2012;55(9):1096-1101. DOI: 10.1007/S11018-012-0082-0.
13. Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Vokhmina Y. V., Zimin M. I., Filatov M. A. Measurement of Chaotic Dynamics for Two Types of Tapping as Voluntary Movements. *Measurement Techniques*. 2014;57(6):720-724. DOI: 10.1007/S11018-014-0525-X.
14. Eskov V. V., Filatova D. Y., Ilyashenko L. K., Vochmina Y. V. Classification of Uncertainties in Modeling of Complex Biological Systems. *Moscow University Physics Bulletin*. 2019;74(1):57-63. DOI: 10.3103/S0027134919010089.
15. Eskov V. M., Eskov V. V., Vochmina Y. V., Gorbunov D. V., Ilyashenko L. K. Shannon Entropy in the Research on Stationary Regimes and the Evolution of Complexity. *Moscow University Physics Bulletin*. 2017;72(3):309-317. DOI: 10.3103/S0027134917030067.
16. Zilov V. G., Khadartsev A. A., Eskov V. V., Ilyashenko L. K., Kitanina K. Yu. Examination of Statistical Instability of Electroencephalograms. *Bulletin of Experimental Biology and Medicine*. 2019;168(7):5-9. DOI: 10.1007/s10517-019-04633-7.
17. Filatova O. E. Standardizing Measurements of the Parameters of Mathematical Models of Neural Networks. *Measurement Techniques*. 1997;40(1):55-59. DOI: 10.1007/BF02505166.
18. Weaver W. Science and Complexity. *American Scientist*. 1948;36:536–544.
19. Kauffman S. A. *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*. Oxford: Oxford University Press; 1993.
20. Kelso J. S. *Dynamic Patterns: the Self-Organization of Brain and Behavior*. Cambridge, MA: MIT Press; 1995.
21. Eskov V. M., Pyatin V. F., Bashkatova Y. V. Medical and Biological Cybernetics: Perspectives of Development. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(1):58–67.
22. Khadartsev A. A., Filatova O. E., Mandryka I. A., Eskov V. V. The Entropy-Based Approach to Physics of Living Systems and the Chaos and Self-Organization Theory. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(3):41–49.
23. Tomasello M. *A Natural History of Human Thinking*. Cambridge, M.A.: Harvard University Press; 2014.
24. Hill A. V. Why Biophysics? *Science*. 1956;124(3234):1233–1237.
25. Eskov V. M., Pyatin V. F., Eskov V. V., Ilyashenko L. K. Heuristic Work of the Brain and Artificial Neural Networks. *Biophysics*. 2019;64(2):293–299. DOI: 10.1134/S0006350919020064.
26. Zilov V. G., Khadartsev A. A., Ilyashenko L. K., Eskov V. V., Minenko I. A. Experimental Analysis of the Chaotic Dynamics of Muscle Biopotentials under Various Static Loads. *Bulletin of Experimental Biology and Medicine*. 2018;165(4):415–418. DOI: 10.1007/s10517-018-4183-x.
27. Kolosova A. I., Filatov M. A., Maistrenko E. V., Ilyashenko L. K. An Analysis of the Attention Indices

in Students from Surgut and Samara Oblast From the Standpoint of Stochastics and Chaos. *Biophysics*. 2019;64(4):662–666. DOI: 10.1134/S0006350919040067.
28. Pyatin V. F., Eskov V. V. Can Homeostasis Be Static? *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(1):26–34.
29. Eskov V. V. Modeling of Biosystems from the Stand Point of "Complexity" by W. Weaver and "Fuzziness" by L. A. Zadeh. *Journal of Physics Conference Series*. 2021;1889(5):052020. DOI: 10.1088/1742-6596/1889/5/052020.
30. Eskov V. M., Filatova O. E., Ivashenko V. P. Computer Identification of Compartmental Neuron Circuits. *Measurement Techniques*. 1994;37(8):967–971. DOI: 10.1007/BF01418921.
31. Galkin V. A. *Analysis of Mathematical Models: Systems of Conservation Laws, Boltzmann and Smoluchowski Equations*. M.: BINOM. Laboratoriya znanii; 2009. 408 p. (In Russ.)
32. Filatova O. E., Bazhenova A. E., Ilyashenko L. K., Grigorieva S. V. Estimation of the Parameters for Tremograms According to the Eskov–Zinchenko Effect. *Biophysics*. 2018:63(2):262–267. DOI: 10.1134/S0006350918020082.
33. Filatova O. E., Berestin D. K., Ilyashenko L. K., Bashkatova Yu. V. The Influence of Hypothermia on the Parameters of the Electromyogram at Low Muscle Tone State. *Human Ecology*. 2019;5:43–48. DOI: 10.33396/1728-0869-2019-5-43-48.
34. Filatova O. E. Measurement and Control Facilities for Investigating Neuron Systems. *Measurement Techniques*. 1998;41(3):229–232. DOI: 10.1007/BF02503888.
35. Galkin V. A., Eskov V. V., Pyatin V. F., Kirasirova L. A., Kulchitsky V. A. Is There Stochastic Sample Stability in Neurosciences? *News of Biomedical Sciences*. 2020;20(3):126–132.
36. Eskov V. V., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Vedeneeva T.S., Mordvintseva A. Yu. Problem of Standard in Medicine and Physiology. *Archives of Clinical and Experimental Medicine*. 2020;29(3):211–216.
37. Filatova O. E., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Filatov M. A. Neural Network Technologies in System Synthesis. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*. 2021;1047:012099. DOI: 10.1088/1757-899X/1047/1/012099.
38. Grigorenko V. V., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Egorov A. A., Nazina N. B. New Information Technologies in the Estimation of Stationary Modes of the Third Type Systems. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020;862:052034. DOI: 10.1088/1757-899X/862/5/052034.
39. Grigorenko V. V., Nazina N. B., Filatov M. A., Chempalova L. S., Tretyakov S. A. New Information Technologies in the Estimation of the Third Type Systems. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1889:032003. DOI: 10.1088/1742-6596/1889/3/032003.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-7

МАГИСТЕРСКИЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ ПРОГРАММЫ В ОБЛАСТИ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ

М. А. Держо[1], **М. М. Лаврентьев**[2], **А. В. Шафаренко**[1,3]
[1] *Новосибирский государственный университет, г. Новосибирск, Российская Федерация*
[2] *Институт автоматики и электрометрии СО РАН, г. Новосибирск, Российская Федерация*
[3] *Университет Хартфордшир, Хатфилд, Великобритания*
lavrentiev@iae.nsk.su

Аннотация: в данной работе обсуждаются фундаментальные вопросы разработки программ магистратуры в области Интернета вещей (Internet of Things — IoT). Мы кратко сравниваем предложения Сколтеха и Стэнфорда и утверждаем, что наиболее гибкое решение достигается посредством вводного блока и четырех параллельных потоков учебных курсов: обработка сигналов и управление, обучение машин и искусственный интеллект (ИИ), программирование и схемотехника платформ с применением микроконтроллеров, и, наконец, сети и кибербезопасность. Вводный блок предполагается оснастить достаточным количеством предметов по выбору, чтобы поступающие выпускники бакалавриата из областей прикладной математики, информационных технологий и электроники/телекоммуникаций могли приобрести необходимые знания для освоения потоковых курсов. Мы утверждаем, что еще одним необходимым отличием программы IoT должен явиться междисциплинарный групповой дипломный проект значительного объема, также основанный на потоковых курсах.

Ключевые слова: Интернет вещей, образовательная программа, ориентированная на практические знания магистратура.

Для цитирования: Держо М. А., Лаврентьев М. М., Шафаренко А. В. Магистерские образовательные программы в области Интернета вещей. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):53–57. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-7.

IOT MASTERS PROGRAMS

M. A. Derzho[1], **M. M. Lavrentiev**[1,2], **A. V. Shafarenko**[3]
[1] *Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation*
[2] *Institute of Automation and Electrometry, Siberian Branch, Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, Russian Federation*
[3] *University of Hertfordshire, Hatfield, United Kingdom*
lavrentiev@iae.nsk.su

Abstract: this paper discusses the fundamentals of postgraduate curriculum development for the area of the Internet of Things (IoT). We provide a brief contrasting analysis of Skoltech and Stanford Masters programs and argue that the most flexible way forward is via the introduction of a leveling-off, elective introductory stage, and four parallel course streams: signal processing and control; Artificial Intelligence (AI), and machine learning; microcontroller systems design; and networks and cyber security. The leveling-off stage is meant to provide sufficient electives for graduates of applied math, Information Technologies (IT), or electronics/telecom degrees to learn the necessary fundamentals for the stream modules. We argue that another distinguishing feature of an IoT masters program is a large project drawing on the stream modules and requiring a multidisciplinary, team development effort.

Keywords: Internet of Things, degree program, applied Masters.

Cite this article: Derzho M. A., Lavrentiev M. M., Shafarenko A. V. IoT Masters Programs. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):53–57. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-7.

Введение

Интернет вещей (Internet of Things — IoT) — область информационных и телекоммуникационных технологий (ИТТ), набирающая обороты во всем мире, но одновременно это одна из самых «нечетких» областей компьютерных наук в широком смысле. С одной стороны, IoT имеет дело с малыми, часто встроенными цифровыми платформами, такими как микроконтроллеры или микрокомпьютеры, функционирующими в условиях ограничения энергии, мощности, времени, оперативной памяти, а

также пропускной способности каналов коммуникации с окружающей вычислительной средой, например, с облачными серверами. С другой стороны, IOT измеряет и обрабатывает сигналы и/или вырабатывает сигналы управления механическими, электронными или иными устройствами. Наконец, IOT-платформы вынуждены заботиться о своей кибербезопасности, несмотря на крайнюю ограниченность требующихся для этого ресурсов. Уже наличие системы взаимодействующих между собой сенсоров позволяет отнести IoT к одной из областей искусственного интеллекта (ИИ).

Для решения задач IOT разработчикам нужны компетенции в области обработки сигналов и статистики, программирования встроенных систем, в том числе систем реального времени, принципов и методологии защиты данных и контроля доступа. Часто необходимо отыскивать низкоуровневые решения, настроенные на конкретные применяемые аппаратные средства с учетом их (нередко не вполне понятной пользователю) специфики, чтобы удовлетворить ресурсным ограничениям. В дополнение к этому уже достаточно пугающему списку разработчики и аналитики систем IOT зачастую лишены простых способов тестирования и отладки своих продуктов ввиду изоляции IOT-платформ от пользователя-человека. Например, встроенный «умный сенсор» может быть подвержен спорадическим сбоям программы под воздействием измеряемых величин и помех, которые трудно воспроизвести и даже удобным образом визуализировать. Наконец, проблемы кибербезопасности не могут быть решены без компетенций в области цифровых сетей, а в последнее время — и искусственного интеллекта (например, для автоматического распознавания слабозаметных кибератак).

Междисциплинарность, в разной мере характерная для всех областей компьютерных наук, в области IOT достигает, пожалуй, наивысшей отметки. Игнорировать ее, пытаясь втиснуть вышеперечисленные компетенции в прокрустово ложе софтверного инжиниринга, электроники, общих компьютерных наук или даже прикладной математики, — вещь в высшей степени непродуктивная. В настоящей статье проводится анализ и формулируются предложения по формированию магистерских программ по подготовке специалистов в области IOT в свете вышеприведенных обстоятельств.

В качестве примеров рассмотрим кратко содержание программ по IoT Сколтеха и Инженерной школы Стэнфорда.

В опубликованной программе Сколтеха «Интернет вещей и технологии беспроводной связи» [1] прослеживается традиционная тенденция комбинирования предметов, составляющих широкую учебную программу, с одной-двумя специализированными дисциплинами. В качестве обязательных предметов предлагаются введение в системы беспроводной связи и «Интернет вещей» (т.е. в титульные части программы) плюс обработка сигналов и обязательное в наше время (в любой учебной программе) машинное обучение (т.е. обучение машин, machine learning). Абитуриентам, не имеющим базы в вопросах программирования и алгоритмов на уровне бакалавриата, не дается шанса выровнять подготовку, а выпускникам бакалаврских программ компьютерных наук не предоставлена возможность заполнения пробелов в области физических принципов и электроники. Последняя, впрочем, вообще игнорируется как предмет.

Дисциплины по выбору также отражают эклектичность программы: IoT и беспроводная связь присутствуют в изоляции, а тематика искусственного интеллекта их не склеивает воедино, а вложена в качестве необъявленной третьей компоненты.

Стэнфордская программа магистратуры [2] не содержит подробного описания предметов, но из описания программы как целого видно, что она отличается большим фокусом на титульную область, с явным упоминанием сенсоров, электроники, сетей и встроенных систем. Модное машинное обучение в явном виде не упоминается, зато в части сенсоров обозначены любопытные тенденции к биологически значимым измерениям. Не вызывает сомнений, что все предметы (как это принято в Стэнфорде) будут содержать минимизирующее требуемый бэкграунд введение.

В каком-то смысле Сколтех и Стэнфорд выражают противоположные традиции и тенденции в преподавании компьютерных наук.

Программы бакалавриата

Не требует доказательств тот факт, что корпус знаний в области IoT не имеет первичного характера. Невозможно рассматривать IoT без предварительного изучения общих основ цифровой вселенной: дискретной математики, компьютерной архитектуры, традиционного программирования, электроники/схемотехники и теории сигналов/систем. Такое базисное образование слишком широко для тради-

ционных программ ИТ-специальностей, которые сфокусированы на инженерной природе программирования, технологии создания больших программных комплексов, их пользовательских интерфейсах и методах их доводки и поддержки. Данные знания и умения с избытком заполняют стандартные программы под широким названием «Информатика и вычислительная техника» не только на бакалаврском уровне, но и магистерском. Абитуриенты, приходящие учиться профессии, как они понимают, программиста, не ожидают далеких экскурсий, скажем, в схемотехнику и аналоговую электронику и еще меньше интересуются измерениями и обработкой сигналов. С другой стороны, абитуриент по специальности «Электроника» вряд ли будет готов изучать тонкости криптографических алгоритмов или низкоуровневых систем программирования, существенных для создания платформ IoT. Столь же ясно, что прикладная математика, хотя и охватывающая множество полезных алгоритмов и методов, включая важный для IoT искусственный интеллект, не занимается ни схемотехническими вопросами, ни сетями коммуникаций, ни аспектами их кибербезопасности.

Единственный разумный выход — вынесение обучения IoT на уровень программы магистратуры и открытие ее бакалаврам из определенного спектра специальностей. Требование к бакалаврской ступени обычно формулируется альтернативным образом: допускаются выпускники специальностей от электроники до чистого программирования и прикладной математики, и даже в некоторых случаях физики-экспериментаторы или выпускники телекоммуникационных специальностей. По существу, нетрудно сформулировать базовые (входные) требования в терминах знакомства с программированием на языке высокого уровня, знания основ дискретной математики, теории обработки сигналов и др.

Данная статья призвана очертить круг задач и решений и стимулировать дискуссию с целью выработки детального взгляда на подготовку специалистов в области IoT.

Принципы построения программы магистратуры

В соответствии с вышеизложенным мы предлагаем опираться при приеме в магистратуру на частичное знакомство с основами предмета, а не на полное им владение на первичном уровне. Это означает формирование двух рубежей обучения: вводного и основного. В зависимости от бакалаврской подготовки вводные предметы могут быть пропущены. Общая схема приведена на рис. Зеленым цветом показаны три вводных (базовых) модуля. Бакалавры-электроники могут пропустить введение в цифровую схемотехнику, а бакалавры-программисты — введение в программирование для IoT. Прикладные математики, возможно, не будут нуждаться в математическом введении в сигналы и цифровые системы (преобразование Фурье, в т.ч. дискретное преобразование Фурье, линейные дифференциальные уравнения, преобразование Лапласа и т.п.; булевы алгебры, конечные поля и т.п.). Методы искусственного интеллекта опираются на довольно специфическую статистику и методы оптимизации и не должны предполагать предварительное знакомство с математикой в объеме, большем, чем средний для технических специальностей. По контрасту цифровые сети требуют подготовки в области алгебры для понимания кодов в целях исправления ошибок, контроля целостности данных и т.п.

Принятый в магистратуру выпускник бакалавриата будет изучать один или два «зеленых» предмета, что дает возможность удобного расписания и максимальной гибкости и широты охвата при приеме.

Основные предметы

Программа организована в виде четырех параллельных потоков, которые мы перечислим в произвольном порядке.

1. **Сигналы и управление.** Стартуя от проблемы преобразования сигналов из аналоговой в цифровую форму и обратно, мы приходим к пониманию необходимости подготовки измеряемых величин к измерению с помощью электронных устройств для усиления сигналов, нормировки их амплитуды и полосы частот, подавления помех и избежания нестабильностей. Этими вопросами занимается аналоговая электроника, как и вопросами формирования сигналов воздействия на окружающую среду в аналогичном плане. Поток завершается изучением принципов управления, как в классическом виде на основе дифференциальных уравнений, так и более изощренных, «нечеткой логики», эвристик и т.п.
2. **Искусственный интеллект (ИИ).** Этот поток решает две задачи: методы интеллектуализации сенсоров с целью наделения их способностью к локальному распознаванию ситуаций (таких как авария, болезнь, сбой и т.п.) и методы автоматического предотвращения кибератак. Не требует пояснения

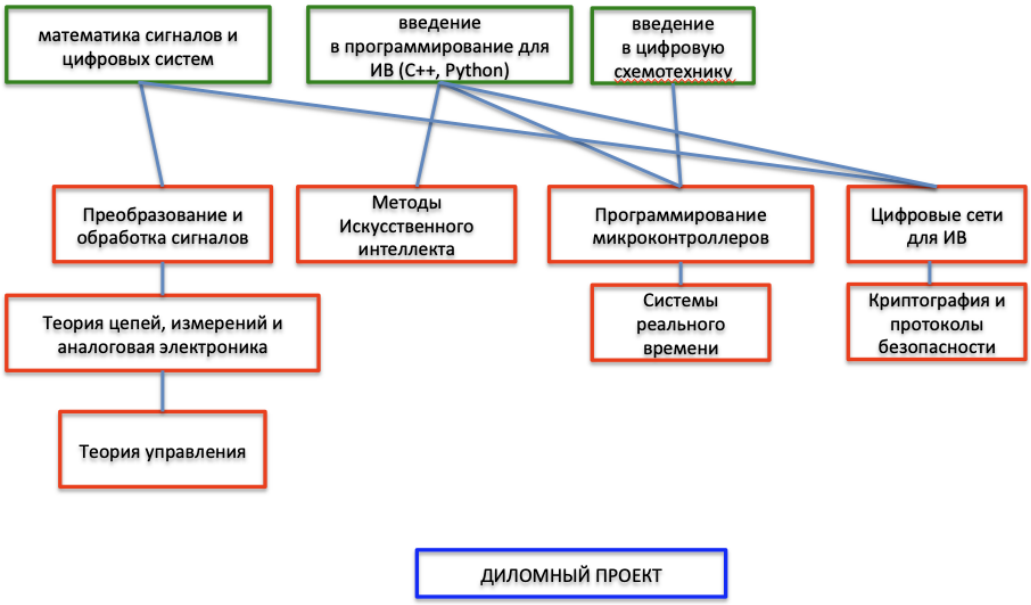


Рис. *Основные блоки магистерской прграммы по IoT*

тот факт, что преподавать конкретные решения без общей теории не имеет педагогического смысла, но и слишком большой охват ИИ чреват неоправданной перегрузкой программы вопросами, не связанными прямо с IoT. Например, методы машинного зрения более подходят курсам робототехники или общей информатики, как и методы распознавания речи. С другой стороны, общая теория многослойных нейронных сетей и соответствующие статистические методы искусственного интеллекта имеют прямое отношение к IoT.

3. Программирование задач реального времени на микроконтроллерах. В отличие от традиционного обучения программированию, в этом потоке во главу угла поставлены ресурсы: время, энергия/мощность и память. В то время как стандартные курсы концентрируются в основном на поведении при проходе интерфейса: корректные данные должны корректно выдаваться пользователю в ответ на ввод событий и значений, в мире IoT вопросы корректности вычислений не являются самыми сложными. Достижение правильных результатов в условиях ограниченности вышеперечисленных ресурсов, в особенности энергии и времени, вводит дополнительные измерения в пространство дизайна и требует глубокой теоретической и практической проработки.

4. Сети и кибербезопасность. Потоки 1–3 сами по себе представляют законченную программу по направлению «Встроенные системы». Четвертый поток делает нашу программу ориентированной именно на IoT. Для университетов России он представляет особую трудность, так как теория и практика цифровых сетей в нашей стране относятся к области связи и коммуникационных технологий, традиционно ***не*** рассматриваемой как части общего комплекса информационно-телекоммуникационных дисциплин, обозначаемых в мировой практике как ICT (Information and Communication Technologies). Как следствие, вопросы связи отданы на контроль учебным заведением, называемым «университетами связи», где эти вопросы составляют костяк целых учебных программ. В контексте IoT требуются дисциплины «легкого касания», когда материал по сетям и телекоммуникациям излагается достаточно просто, с акцентом на *свойствах* каналов связи и систем маршрутизации сообщений, а не на их внутренней природе и способах разработки. В части кибербезопасности требуется, наоборот, достаточно подробное, профессиональное введение в фундаментальные вопросы криптографии и протоколов, лежащие в основе обеспечения конфиденциальности, целостности и аутентичности сообщений, а также доказательств присутствия или отсутствия фактов (концепция, известная в литературе как non-repudiation). Важность системных аспектов безопасности, таких как корень доверия, огненные стены, детекторы вторжения и т.п., трудно переоценить.

Главным модулем предлагаемой программы является тем не менее последний, показанный синим цветом на рис. дипломный проект. Интернет вещей по сути своей дисциплина, занимающаяся вопросами разработки решений с определенными потребительскими свойствами. Другими словами,

эта дисциплина занимается особым видом анализа и дизайна программно-аппаратных средств. Как и в любом другом образовательном процессе по обучению разработчиков, единственный способ по-настоящему подготовить студента к его профессии — это дать ему для решения настоящую практическую задачу. Поэтому при разделении диаграммы на рис. на первый и второй год обучения следует иметь в виду, что доля дипломного проекта должна быть достаточно весомой. Типичный проект в IoT требует создания автономной системы на основе микроконтроллера и ряда датчиков (а возможно, еще и активаторов), разработки ее программного обеспечения, включая поддержку связи с Интернетом посредством сервера и низкоскоростных каналов связи, таких как ZigBee и LoRa. Причем платформа должна быть защищена от хакерских атак, а данные должны быть аутентифицированы, а в некоторых случаях конфиденциальны. Все это требует тщательного анализа ресурсов и угроз и невозможно в рамках слишком короткого проекта.

Мы полагаем, что проект должен быть годовым, а начиная со второго семестра второго года — единственным модулем в программе. Мы считаем важным требовать полного решения задачи (на разумном уровне сложности) с реализацией и эффективным испытанием полученных решений как «в металле», так и в случае необходимости с применением технологии симуляторов.

Заключение

Мы продемонстрировали, что формирующаяся на наших глазах сфера IoT является междисциплинарной предметной областью, сочетающей особенности нескольких инженерных областей, математики и искусственного интеллекта. Мы обозначили нашу позицию в плане образовательных программ для IoT: такое образование должно быть на магистерском уровне; оно должно быть доступно бакалаврам ряда специальностей, включая прикладную математику. Мы указали новый способ разработки такой программы: три вводных дисциплины и четыре потока, завершающихся большим проектом, и привели примеры дисциплин внутри потоков. Специфика этих дисциплин, состав вводных предметов и характер проектов требует дальнейшей работы, в том числе в партнерстве с заинтересованной промышленностью.

Образовательные программы магистратуры в области IoT, предлагаемые ведущими университетами, реализуются в рамках разных УГСН (укрупненных групп специальностей и направлений) и направлений подготовки [3]. Предлагаемая нами программа также может быть адаптирована под ряд конкретных направлений, например, 02.00.00 Компьютерные и информационные науки, 09.00.00 Информатика и вычислительная техника и другие.

ЛИТЕРАТУРА

1. Skoltech. Skolkovo Institute of Science and Technology. Учебный план подготовки магистров / Master Program Curriculum по образовательной программе «Интернет вещей и технологии беспроводной связи», по направлению 09.04.01 Информатика и вычислительная техника / Educational Program “Internet of Things and Wireless Technologies”, Field of Science and Technology 09.04.01 Information Technology and Engineering. Режим доступа: https://www.skoltech.ru/app/data/uploads/2016/12/MSc-Curriculum-2021-IoTWT-final.pdf.
2. *Stanford School of Engineering. Internet of Things Graduate Program*. Режим доступа: https://online.stanford.edu/programs/internet-things-graduate-program.
3. *Портал Федеральных государственных образовательных стандартов высшего образования*. Режим доступа: http://fgosvo.ru/fgosvo/152/150/25.

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-8

ЦИФРОВАЯ ПЛАТФОРМА ДЛЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ И РЕАЛИЗАЦИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОГРАММ МАГИСТРАНТОВ В МОДЕЛИ ПРАКТИЧЕСКОЙ МАГИСТРАТУРЫ

Р. Д. Гимранов[1], **Г. Е. Каратаева**[2,а], **И. В. Чалей**[2,б]

[1] *Публичное акционерное общество «Сургутнефтегаз», г. Сургут, Российская Федерация,*
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9928-8416, gimranov_rd@surgutneftegas.ru
[2] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация*
[а] *ORCID: https://orcid.org/0000-0003-4357-3127, galilina@mail.ru*
[б] *ORCID: https://orcid.org/0000-0001-5274-4296, ivan@chaleyl.ru*

Аннотация: представлен взгляд авторов на более широкую трактовку дефиниции цифровой образовательной платформы. Накопленный опыт работы использовании ФГОС 3++ показывает, что цифровая платформа – это не столько программное решение, реализующее для пользователей различного уровня подготовки доступ к обучающему материалу, сколько система, позволяющая проектировать и реализовать образовательные программы с учетом требований федеральных образовательных стандартов, а также обеспечить эффективную подготовку специалистов через индивидуализацию образовательных траекторий. Результат статьи — это обобщение опыта авторов по разработке магистерских программ и их реализации в тесном сотрудничестве университета и градообразующего предприятия. Систематизированы подходы к формированию фреймворка компетенций и их реализации через смешанный формат обучения. Решение обозначенной проблемы не представляется возможным без применения новых подходов к описанию (формализации) области исследования. На основании публикаций по рассматриваемому вопросу, с учетом перспективности использования семантического анализа жизненного цикла образовательной программы рекомендуется применение онтологического моделирования. Результаты проведенного исследования могут быть использованы преподавателями-практиками при разработке курсов дисциплин, которые могут быть имплементированы в цифровую образовательную платформу.

Ключевые слова: модели компетенций, форма образования, онтологическая модель, информационно-образовательная среда, цифровая экономика, образовательная программа, бережливое производство.

Благодарности: работа выполнена в рамках проекта «Новые компьютерные модели в задачах бережливого производства цифровой экономики», поддержанного грантом Российского фонда фундаментальных исследований № 18-47-860008р_а.

Для цитирования: Гимранов Р. Д., Каратаева Г. Е., Чалей И. В. Цифровая платформа для проектирования и реализации образовательных программ магистрантов в модели практической магистратуры. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):58–67. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-8.

A DIGITAL PLATFORM FOR APPLIED MASTER'S DEGREE CURRICULUM DEVELOPMENT AND DELIVERY

R. D. Gimranov[1], **G. E. Karataeva**[2,a], **I. V. Chaley**[2,b]

[1] *Surgutneftegas Public Joint Stock Company, Surgut, Russian Federation,*
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9928-8416, gimranov_rd@surgutneftegas.ru
[2] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation*
[a] *ORCID: https://orcid.org/0000-0003-4357-3127, galilina@mail.ru*
[b] *ORCID: https://orcid.org/0000-0001-5274-4296, ivan@chaleyl.ru*

Abstract: the paper presents our approach to an extended definition of the digital learning platform. The experience with the national educational standards (FGOS3++) shows that a digital platform is not just the software to access the educational content, but most of all a system intended to design and offer education programs compliant to FGOS for high-quality training through individual curricula. The paper covers the outcomes of our experience with Master's curriculum development and delivery in collaboration

between the university and the large business. We implemented an approach to create a competence framework and offer it as blended learning. Solving this problem requires new approaches to the research area formalization. After analyzing the existing research and considering excellent prospects for semantic analysis of the education program lifecycle we recommend using ontology modeling. Results of the research can be used by tutors who develop courses for digital learning platforms.

Keywords: competence models, ontology model, educational environment, digital economy, curriculum, lean industry.

Acknowledgements: this study is a part of the New Simulation Models for Lean Manufacturing and Digital Economy supported by the Russian Fund for Basic Research No. 18-47-860008p_a.

Cite this article: Gimranov R. D., Karataeva G. E., Chaley I. V. A Digital Platform for Applied Master's Degree Curriculum Development and Delivery. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):58–67. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-8.

Введение

Система образования оказалась в условиях, когда совершенно очевидно, что происходящее в ее звеньях, за редкими исключениями (но их вряд ли можно считать системой), явно не соответствует даже текущим потребностям людей, не говоря уже о перспективах будущего. Нельзя сказать, что три вопроса: чему, как и где учить — являются новыми для образования, но то, что их острота усилилась — бесспорный факт. Это подтверждается кратно возросшим количеством публикаций и дискуссионных площадок по названной проблематике. Поиск ответа на первый вопрос лежит в плоскости построения моделей компетенций. Второй и третий вопросы затрагивают повестку цифровой трансформации инфраструктуры системы образования и, в частности, отдельного образовательного процесса. Цифровая трансформация инфраструктуры и образовательного процесса с технологической точки зрения реализуется путем разработки цифровых образовательных платформ, которые также набирают популярность. Повышенный интерес к этой теме нашел отражение в документах государственного управления системой образования. В частности, в рамках реализации национального проекта «Образование» утверждена Целевая модель цифровой образовательной среды (приказ Министерства просвещения РФ от 02.12.2019 № 649 «Об утверждении Целевой модели цифровой образовательной среды») и Положение о государственной информационной системе «Современная цифровая образовательная среда» (далее — Положение) (постановление Правительства РФ от 16.11.2020 № 1836 «О государственной информационной системе «Современная цифровая образовательная среда»). Согласно Положению образовательные платформы — информационные площадки в информационно-телекоммуникационной сети Интернет, на которых образовательными организациями размещаются онлайн-курсы, освоение которых осуществляется обучающимися путем использования дистанционных образовательных технологий и электронного обучения. Подчеркнем, что это определение нужно считать частным, применимым только для данного Положения. В нашем понимании цифровая образовательная платформа — комплексное решение, интегрирующее все доступные образовательные ресурсы университета и заинтересованной промышленной организации вокруг цифрового профиля требуемых компетенций специалиста по его индивидуальной образовательной траектории. Это определение в значительной мере коррелирует с приведенным в работе [1]. С определенной долей уверенности можно предположить, что характеристика «цифровая» в скором времени перестанет быть актуальной. В общем виде цифровая образовательная платформа должна обладать следующими ключевыми возможностями:

- ведением модели компетенций;
- созданием и ведением предметного содержания образовательной программы;
- созданием и ведением образовательного процесса, включая контрольные мероприятия;
- формированием и отслеживанием индивидуальной образовательной траектории.

При выборе подходов для постановки задачи и реализации цифровой образовательной платформы следует учитывать специфичность вышеуказанных требований, ключевые цифровые технологии, а также текущие ожидания потребителей: методистов и преподавателей, обучающихся, специалистов по цифровым технологиям, ответственных за развитие платформы.

Текущие ожидания потребителей заключаются в требовании простого и интуитивно понятного интерфейса, поддержки различных устройств (настольных компьютеров, планшетов, смартфонов) и возможности мобильного доступа, обеспечения надежного и безопасного функционирования системы,

защиты от киберугроз (потери и утечки информации). Для обучающихся важно иметь платформу, формирующую индивидуальную образовательную траекторию с учетом психометрических и когнитивных особенностей каждого отдельного учащегося.

Ключевые цифровые технологии, которые могут быть использованы при реализации цифровых образовательных платформ:

- технологии минимального кодирования (low-code/no-code). Это различные программные платформы, которые позволяют создавать информационные системы без полного программирования или программной настройки, с помощью обычного графического интерфейса;
- технологии онтологического моделирования и программирования (SemanticWeb). В связи с тем, что требованиями обусловлено формирование различных информационных объектов в тесной взаимосвязи друг с другом, а также работа со знаниями, для реализации необходимо использовать семантические технологии и графы знаний, которые представлены онтологическими моделями в стандартах и инструментах SemanticWeb;
- технологии искусственного интеллекта: обработка больших данных, задачи классификации. Они необходимы для работы с образовательными траекториями — их формированием и отслеживанием, а также разработкой рекомендательных систем;
- в перспективе при разработке содержания образовательных программ будут востребованы технологии виртуальной и дополненной реальности.

Для методической и дидактической адаптации предметного содержания и образовательного процесса целесообразно использовать подходы микрообучения [2].

Широта и сложность задачи создания цифровой образовательной платформы инициируют поиск новых методов ее решения. Одним из таких методов становится моделирование на основе онтологий.

В настоящее время в России накоплен некоторый опыт онтологического моделирования процессов, предметного содержания, образовательной среды [3–5]. При этом следует отметить, что онтологические модели используются в отрыве от реализации образовательной деятельности, в основном, как средство предварительного моделирования, конструирования содержания или среды. Индивидуализация в них реализуется в виде классических курсов по выбору или в виде факультатива. Используемые в образовании программные платформы с онтологическими моделями либо не работают вовсе, либо работают только на уровне онтологической модели знаний предметной области [6].

Тренды в разработке моделей компетенций

Тема компетенций в сфере образования и управления персоналом на фоне происходящих событий 2020 года уступила по популярности, пожалуй, только сводкам о развитии пандемии и борьбе с ней. Беспрецедентный эксперимент по переходу на удаленную работу и образование стал причиной такой популярности. Чему надо учить сейчас? Этот вопрос задал себе без преувеличения каждый преподаватель. Вопросы «Будет ли востребовано то, что я знаю и умею делать? Буду ли я конкурентоспособен на рынке труда?» вошли в топ-3 опросов на тему тревог о будущем. Безусловно, пандемия усилила актуальность этих вопросов, но сама по себе проблема адекватности системы образования тем задачам, которые она должна решать, совершенно не нова. Скорее, здесь имело место общее ощущение чего-то совершенно доселе небывалого и того, что это что-то уже завтра совершенным образом перевернет мир. Возможно, это и так, а возможно, мы испытали на себе очередной всплеск завышенных ожиданий. Так ли все, чему учит российская система высшего образования, устарело относительно запроса рынка труда? Это очень непростой вопрос. Сложность его состоит, как нам кажется, в двух аспектах. Первый аспект отражает ответ на вопрос, что такое российская система образования, в частности, высшего образования, сегодня. Второй – что такое рынок труда в России.

Мы можем много говорить о том, что дистанционные технологии размывают границы и системы образования, и рынка труда. Часто приходится слышать, что они позволяют специалистам из любого региона России быть востребованными на рынке труда Москвы и вообще всего мира. Равно как, проживая в отдаленном селе, можно получить диплом самого престижного вуза или пройти курс известного ученого или эксперта. В теории — да. На практике вряд ли дела обстоят именно так. Причина в огромном разрыве уровней развития регионов и Москвы, да и сама Москва не отличается однородностью сферы образования и рынка труда. Высказанный тезис основан на статистике развития

регионов России, но более всего — на личных наблюдениях. Приведем два ярких примера.

Первый пример, про систему образования. Университет НТИ «20.35» проводит образовательные интенсивы для профессорско-преподавательского состава вузов России. Один из таких курсов, посвященный анализу цифрового следа, собрал более 600 участников со всей страны. Показательной для описания состояния системы высшего образования была эмоциональная реакция слушателей на применение новых технологий в образовательном процессе и управлении вузом. Подавляющее большинство высказываний, в том числе представителей вузов Москвы, Санкт-Петербурга, Краснодара, Казани, содержали жалобы на отсутствие элементарного оборудования и устойчивых каналов связи, как у преподавателей, так и у студентов для работы в дистанционном формате. Во многих вузах нет электронного документооборота, а информационно-образовательная среда представлена бесплатной версией Moodle, в которой размещаются «в ручном режиме» документы учетной части в формате pdf. Методисты переведены в число документоведов. Профессорско-преподавательский состав стремительно стареет, управленческий персонал не всегда знает и понимает особенности учебного процесса и т.п. Наибольшую тревогу вызвало обсуждение комплекса реализуемых программ и подходов к их обновлению. Была замечена тенденция переименования программ и дисциплин в учебных планах без корректировки их содержания.

Второй пример, про рынок труда. Аттестация кадров для включения в кадровый резерв Правительства одного северного региона России, который по бюджетной обеспеченности входит в десятку регионов-лидеров, продемонстрировала следующую ситуацию. Аттестацию проходил работник финансового управления департамента сельского хозяйства, должностным регламентом которого предусмотрен контроль использования бюджетных субсидий. На вопрос, что необходимо сделать для совершенствования работы его отдела, он ответил, что необходимо увеличить численность отдела, поскольку отчетность получателями субсидий составляется в бумажном виде и доставляется Почтой России. Отметим, что в этом регионе государственные органы являются одними из самых передовых в плане организации работы работодателем.

Приведенные примеры, на наш взгляд, как нельзя более ярко демонстрируют ошибочность тезиса, что произошедшие и происходящие сдвиги кардинально изменят рынок образования и рынок труда в России в ближайшем будущем. Да, технологии позволяют работать удаленно, но каким образом сформируются компетенции у жителя Курганской области, не просто востребованные в силу разницы в уровне оплаты труда, а позволяющие конкурировать на рынке высококвалифицированных кадров в Москве? Можно ответить: современная система образования позволяет это сделать в любой географической точке. Но в таком случае система образования в этой самой точке должна отвечать запросам рынка труда высококвалифицированных кадров Москвы. Она же, в лучшем случае, соответствует запросам рынка труда Кургана. Изменения, конечно же, произойдут, но не так быстро, как это обещают футурологи. Армии бухгалтеров, работников кадровых служб и т. п. на огромной территории Российской Федерации еще долго будут обрабатывать бумажные документы, иногда все еще написанные от руки. . .

И снова вечный вопрос: что делать? Выравнивать, обеспечить равномерное пространственное развитие и т. д., но это все за рамками настоящей статьи.

На государственном уровне вопрос равенства доступа к качественному высшему образованию решается через систему стандартизации и аккредитации. Федеральные образовательные стандарты содержат обязательные требования к формированию моделей компетенций выпускников образовательных программ.

В системе высшего образования Российской Федерации действуют Федеральные образовательные стандарты третьего поколения (ФГОС 3++). В частности, по направлению магистратуры «Экономика и управление» принято 10 стандартов [7]. Согласно стандартам в результате освоения программы магистратуры у выпускника должны быть сформированы универсальные (УК), общепрофессиональные (ОПК) и профессиональные (ПК) компетенции. Стандартами установлено 6 универсальных компетенций, одинаковых для всех направлений подготовки, общепрофессиональные компетенции (от 4 до 8 в зависимости от профиля программы) и набор профессиональных компетенций. Последние определяет вуз самостоятельно, опираясь на профессиональные стандарты и запросы рынка труда.

Критики стандартов указывают на недостаточную научную проработку подхода к определению набора компетенций. Много вопросов, в частности, вызывают выбор и описание областей и сфер про-

фессиональной деятельности, формулировки типов профессиональных задач и общепрофессиональных компетенций.

Обзор существующих подходов к построению моделей компетенций

Обзоры существующих сегодня подходов к разработке моделей компетенций подробно изложены в публикациях по рассматриваемой тематике. Мы выделим два основных. Самым распространенным методом является проведение форсайт-сессий в различных группах лиц, заинтересованных в подготовке кадров, а также исследование текущих запросов работодателей на различных платформах поиска работы и трудоустройства.

Несмотря на критику этого метода со стороны академического сообщества, главным аргументом которой является отсутствие системного подхода к разработке моделей компетенций, обеспечивающих экономический рост всех отраслей национального хозяйства, а также ориентированность на текущие запросы экономики, надо признать его эффективность при построении образовательных программ под конкретные, возможно, частные задачи.

Стоит согласиться с мнением, что для разработки моделей компетенций на уровне государственных стандартов этот метод должен быть дополнен классическими подходами стратегического планирования. В данном случае речь идет о необходимости подчинения компетентностных моделей задачам развития всей экономической системы, а не отдельного ее сегмента, региона, предприятия и т.п. Последовательность разработки модели в данном случае должна исходить из прогнозирования изменений в технологическом, техническом и т.п. укладе отраслей экономики в их взаимосвязи. На основе этих прогнозов должен осуществляться выбор компетенций (в нашем понимании — способностей как совокупности знаний, навыков и личного отношения), с одной стороны, обеспечивающих эти изменения, а с другой стороны, позволяющих выполнять задачи в изменившихся условиях. Все другие подходы можно назвать производными описанных выше двух подходов к моделированию компетенций в современной системе образования.

Отметим, что цели образовательных программ играют существенную роль в выборе подхода к моделированию компетенций. Как отмечено выше, система государственных стандартов должна быть основана на принципах стратегического планирования экономического роста, в то время как отдельные образовательные программы должны быть «заточены» на решение конкретной текущей задачи конкретного заказчика. Здесь лучшим способом, безусловно, будут форсайт-сессии в группах стейкхолдеров образовательной программы.

Анализ стандартов по направлению магистратуры «Экономика и управление» [7] обращает внимание на три основных момента.

1. Блок универсальных компетенций представляется нам избыточным. Магистратура — это второй уровень высшего образования, что предполагает наличие определенных универсальных компетенций у ее абитуриентов. В частности, речь идет об УК4–УК6. Важность компетенций коммуникации, межкультурного взаимодействия, саморазвития и самоорганизации бесспорна, но в рамках конструкции стандартной программы «отвлекает» существенный объем программы на их формирование в ущерб профессиональным компетенциям, что подрывает профессиональную направленность магистратуры.
2. Формулировки ОПК не выглядят системными. Не вполне понятно, о какой общей профессиональной области (сфере) идет речь, кроме как «Образование и наука». Размытость формулировок затрудняет разработку индикаторов компетенций и, собственно, делает затруднительным применение онтологического моделирования, поскольку последнее нуждается в выделении конкретной предметной области.
3. Формулировки типов задач профессиональной деятельности выпускников также, на наш взгляд, нуждаются в уточнении и унификации. Что подразумевает под собой, например, финансовый тип задач? Почему выпускники программ по стандарту «Жилищное хозяйство и коммунальная инфраструктура» могут решать такой тип профессиональных задач, а выпускники программ по стандарту «Экономика» — нет?

Нельзя не остановиться на теме развития так называемых цифровых компетенций. Отдельным блоком эти компетенции в стандартах магистратуры по направлению «Экономика и управление» не выделены. В универсальных компетенциях речь идет о способности применять современные коммуникативные технологии, в том числе на иностранном(ых) языке(ах), для академического и профессиональ-

ного взаимодействия (УК-4), что вряд ли подразумевает под собой применение именно современных информационных технологий по замыслу разработчиков. Отметим, что стандарты по рассматриваемому направлению приняты в июле-августе 2020 года. В 2019 году началась активная работа над базовой моделью цифровых компетенций (далее — Модель) в рамках Национальной программы Цифровая экономика Российской Федерации (далее — Программа) (паспорт национального проекта Национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации» утверждён президиумом Совета при Президенте РФ по стратегическому развитию и национальным проектам, протокол от 04.06.2019 № 7). Концепция Модели, а затем и сама Модель должны были появиться до октября 2019 года. Они были разработаны и представлены на обсуждение экспертного сообщества [9, 10]. На основе этих исследований был определен перечень ключевых компетенций (далее — КК), который позже был официально закреплен приказом Минэкономразвития России от 24.01.2020 № 41 «Об утверждении методик расчета показателей федерального проекта «Кадры для цифровой экономики» национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации» (далее — Приказ № 41). Отметим, что реализация Программы застопорилась. Основным ограничением выступил объем финансирования. Были опубликованы критические исследования [11, 12] доказывающие на цифрах статистики высшего образования, что при неизменности контрольных цифр приема в вузах заявленного в Программе количества выпускников, обладающих цифровыми компетенциями, подготовить не удастся в горизонте программы. Как и в других случаях с форсированным реформированием (например, при переходе на финансирование государственного задания, когда норматив финансирования единицы услуги был рассчитан не путем составления его плановой калькуляции, а простым делением доведенных объемов финансирования предыдущего года на объем оказываемых услуг, а межвузовское выравнивание сделано через набор «корректирующих» коэффициентов), пошли от обратного. Проанализировали действующие стандарты и выявили, в каких направлениях подготовки по программам высшего образования присутствуют компетенции, связанные с информацией и информационно-коммуникационными технологиями. Таким образом, появился перечень направлений подготовки, которые как бы засчитываются как «цифровые» для оценки результатов реализации Программы. Приказ № 41 был издан как методические материалы для составления отчетности о реализации Программы. Возможно, по этой причине перечень КК, указанный в нем, также оказался короче, чем предлагался коллективом авторов Модели под руководством А.М. Кондакова. Возникает вопрос, почему этот перечень не нашел отражения во ФГОС 3++ по направлению «Экономика и управление», которые вышли позже?

Таким образом, модели компетенций, предусмотренные во ФГОС 3++ в части УК и ОПК, требуют пересмотра: УК — в части объема в образовательной программе — сжатие жизненного цикла профессиональных компетенций и условная константа универсальных компетенций позволяют сместить время формирования последних на нижние ступени системы образования, в то время как профессиональные компетенции расширяются и требуют быстрого, но более глубокого погружения. ОПК — в части определения (уточнения) области профессий этого направления подготовки и реального обобщения компетенций относительно нее.

Ориентир на профессиональные стандарты при формировании набора профессиональных компетенций, в целом, вполне оправдывает себя, если так можно выразиться, в массовом сегменте высшего образования. Главное преимущество здесь обеспечивается участием ведущих работодателей — передовиков цифровой трансформации в разработке профессиональных стандартов, что позволяет рассчитывать на обоснованность выбора профессиональных компетенций и их соответствие запросам рынка труда с поправкой на сроки реализации программ. При этом должны в обязательном порядке разрабатываться типовые образовательные программы, обеспеченные полным набором курсов с возможностью онлайн-формата (смешанного) обучения. Можно с определенной долей уверенности предположить, что это и есть наиболее реальный сценарий проектирования образовательных программ в масштабах страны.

Пока нет ответа на главный вызов этого сценария — вымывание профессиональных кадров в региональных вузах, превращение последних в пункты проведения практических занятий и приема экзаменов. Не стоит забывать и тот факт, что все виды практик, предусмотренных образовательной программой, обучающиеся традиционно проходят в организациях своего региона, которые по уровню цифровой трансформации существенно уступают работодателям-разработчикам профессиональных стандартов. Удаленная форма взаимодействия субъектов образовательной среды способна как усилить, так

и снизить эти риски в зависимости от подхода к ее применению.

Смешанное обучение как форма реализации образовательной программы

Пожалуй, самые очевидные результаты 2020 года демонстрирует трансформация форм взаимодействия в системе образования. Пандемия COVID-19 привела к крупнейшему за всю историю сбою в функционировании систем образования, который затронул почти 1,6 миллиарда учащихся в более чем 190 странах и на всех континентах [13].

В то же время нельзя не отметить, что кризис послужил стимулом для инноваций в сфере образования. Можно утверждать, что за год в системе образования произошли такие изменения, которые при обычном течении занимали бы несколько десятилетий, это касается, в первую очередь, внедрения информационных технологий в сферу образования.

Масштабные усилия, предпринятые за короткое время в порядке реагирования на потрясения в системах образования, напоминают нам о том, что преобразования достижимы. Необходимо воспользоваться этой возможностью, чтобы найти новые способы преодоления кризиса в сфере образования и выработать комплекс решений, претворение которых в жизнь ранее считалось труднодостижимым или невозможным.

Прилагая усилия в этом направлении, следует ориентироваться на следующие отправные точки: решение проблемы утраты знаний и предотвращение отсева, особенно среди представителей маргинализированных групп; развитие навыков в рамках программ расширения возможностей для трудоустройства; поддержка педагогической профессии и обеспечение готовности учителей; расширение определения права на образование посредством включения в него права на электронный доступ; устранение барьеров для электронного доступа; повышение качества данных и средств мониторинга в сфере образования; повышение уровня согласованности и гибкости в отношении различных ступеней и типов обучения и подготовки [14].

В России первый больной коронавирусом был выявлен в первых числах марта 2020 года, прошло больше полутора лет работы учебных заведений в новых, часто экстремальных условиях. Можно утверждать, что накал страстей, связанных с онлайн-формами образования, спадает, и переходить к критическому анализу новых реалий в образовании.

Один из важных выводов, который следует сделать по результатам непростого года, — это смещение акцентов дискуссии об использовании электронных технологий в обучении.

До пандемии наблюдалась тенденция насильственного внедрения ИТ-технологий в образовательный процесс сверху, вводились разнообразные показатели, которые по своей сути измеряли степень отдаления преподавателя от студента, публикации запестрели терминами «дистанционное образование», «электронное образование», «онлайн-образование». С учетом непомерно высокой нагрузки профессорско-преподавательского состава внедрение новых подходов шло достаточно медленно и носило явно командный характер, а то и приводило к тому, что дискуссии преподавателей-практиков относительно форм обучения и технологий образования не приветствовались. Как результат — сегодня нет единой точки зрения на новую реальность в образовании.

Авторы статьи, которые в своей педагогической деятельности имеют практический опыт реализации магистерских программ, направленных на решение насущных задач, на базе Сургутского государственного университета в тесном содружестве с ПАО «Сургутнефтегаз», делятся своим анализом онлайн-обучения и его места в системе обучения, формулируют основополагающие принципы смешанного обучения, которое претендует на доминирующую роль после потрясений 2020 года.

Остановимся на некоторых положениях и определениях для однозначного их понимания в статье. Термин «смешанное обучение» уже используется более 20 лет, но по-прежнему сохраняются разные трактовки с выделением отдельных признаков. В качестве примера приведем определение Oliver and Trugwell, представленное в переводе на одной из дискуссионных площадок в Интернете [13]. Смешанное обучение — это:

- комбинация медиа и инструментов, используемых в среде электронного обучения;
- сочетание ряда педагогических подходов, независимо от используемой учебной технологии;
- интегрированное сочетание традиционного обучения с онлайн-подходами.

Последнее определение интуитивно близко современному преподавателю, особенно после вынужденной работы в онлайн-режиме. За этот период профессорско-преподавательский состав вынуж-

ден был за короткий срок освоить разнообразные инструменты из арсенала информационных технологий. Так, проведенный опрос в рамках образовательного интенсива Университета НТИ «20.35» среди слушателей курса по педагогическому дизайну показал, что используется широкая палитра инструментов для организации онлайн-обучения (рис. 1).

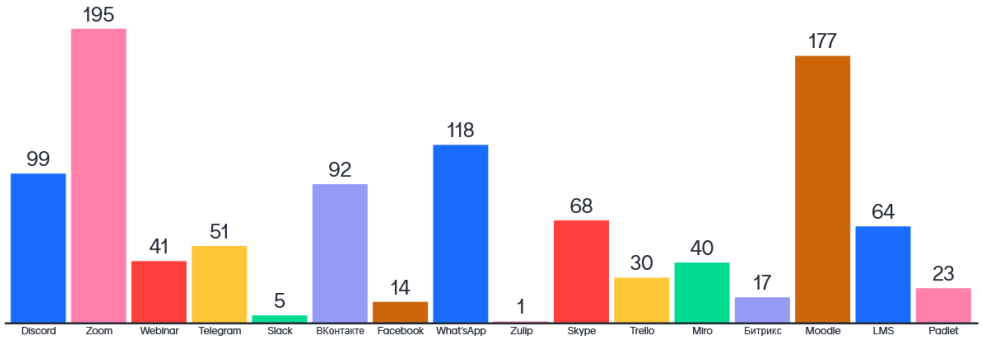


Рис. 1. *Информационные инструменты, используемые в образовательном процессе*

Среди респондентов не было преподавателей, которые в той или иной степени не задействовали инструменты онлайн-образования.

После определения смешанного обучения как интеграции традиционного обучения с онлайн-обучением надлежит выявить процент соотношения между компонентами, наглядно это представлено на рис. 2.

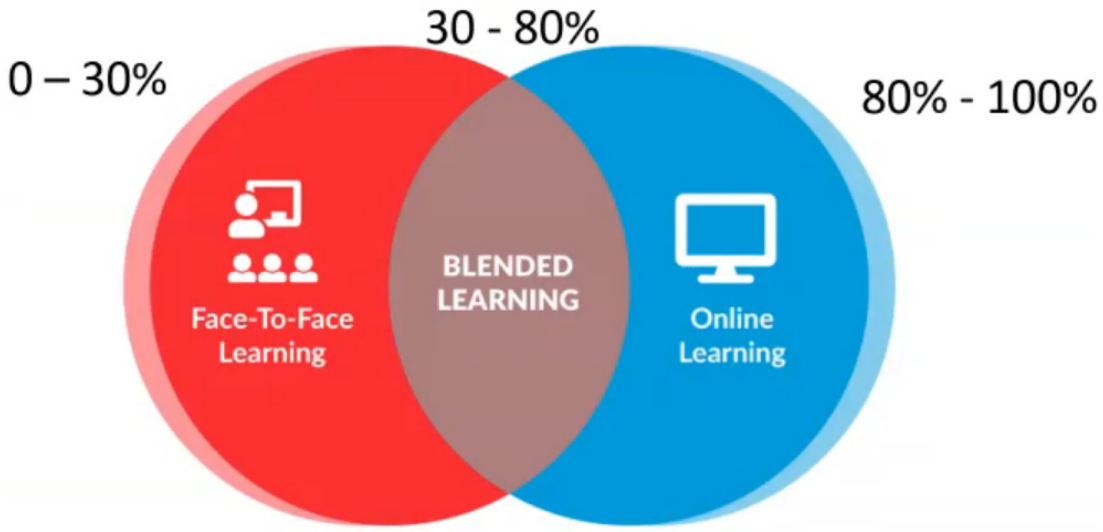


Рис. 2. *Соотношение форматов обучения*

Как отмечено выше, термин «смешанное обучение» не получил однозначной дефиниции. Следует рассмотреть, как он трактуется в Федеральном законе от 29.12.2012 № 273-ФЗ «Об образовании в Российской Федерации». В законе определены формы обучения: очная, заочная и очно-заочная, — понятие «смешанное обучение» в нем не используется, и возникает вопрос о правомерности его применения в реализации общих образовательных программ в университетах страны.

В законе указано, что при реализации образовательных программ используются различные образовательные технологии, в том числе дистанционные образовательные технологии, электронное обучение. Под дистанционными образовательными технологиями понимаются образовательные технологии, реализуемые, в основном, с применением информационно-телекоммуникационных сетей при опосредованном (на расстоянии) взаимодействии обучающихся и педагогических работников. Приведенное определение «дистанционной технологии», по мнению авторов, позволяет утверждать о значительной его семантической идентичности с термином «смешанное обучение».

Накопленный опыт подготовки специалистов по магистерской программе, созданной в рамках сотрудничества Сургутского госуниверситета и ПАО «Сургутнефтегаз», позволяет сформулировать важные принципы смешанного образования:

1. Регулярная поддержка онлайн.

Этот принцип, несомненно, играет ведущую роль в организации эффективного процесса обучения. Обучаемый должен иметь возможность получить гарантированную консультацию в режиме непосредственного взаимодействия с преподавателем. Один из возможных способов — это проведение занятий с использованием дистанционных технологий в рамках обычного расписания.

Сложилось ошибочное мнение, что только аудиторные занятия позволяют организовать классическое обучение, оно способствует установлению эффективного контакта преподавателя и обучаемого. Если проанализировать арсенал информационно-телекоммуникационных средств, которые сегодня доступны, то можно увидеть, что часто преподаватели в аудиториях прибегают к программным средствам для демонстрации излагаемого материала, проведения экспресс-опросов и других видов контроля. Таким образом, стирается грань реальной аудитории и виртуальной.

2. Экспертная обратная связь.

Одной из распространенных ошибок при организации смешанного обучения является увлечение контролем с использованием информационных технологий — проведение тестов, которые становятся все более разнообразными по способам формирования вопросов и оценки ответов. Однако бездушные проценты, которые выставляет «машина», не удовлетворяют критически мыслящего студента, он хочет понять, где и в чем он допустил ошибку, то есть требуется диалог с экспертом для выяснения ошибок при прохождении теста.

3. Пространство для общения.

Совсем недавно аудиторные занятия являлись средством установления коммуникации внутри студенческой группы, где проходило обсуждение и формировались коммуникативные компетенции. Сегодня общение перенесено в социальные сети, широко используются различные программные продукты. Следовательно, и пространство для общения трансформировалось, ушло из вузовской аудитории в виртуальный мир.

Грамотное использование нового пространства для общения позволит в значительной мере обогатить совокупность сведений о каждом обучаемом, сформировать цифровой след и, как результат, — создать личную эффективную образовательную траекторию.

4. Организация деятельности.

Все полученные знания необходимо показать и закрепить при выполнении практических задач. Это могут быть как индивидуальные задания, так и групповые. Последние следует представлять как проекты, работа над которыми позволяет студентам проявить одновременно профессиональные компетенции и универсальные.

5. Работа над ошибками.

Указанный принцип предполагает, что организация изучения дисциплины в рамках смешанного обучения должна постоянно анализироваться по критериям достижения поставленной цели. Здесь следует применять классический цикл Деминга: планирование, внедрение, анализ, усовершенствование.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дмитриев И. В., Торский Р. Б., Кравченко С. В. Цифровая платформа как технология проектирования образовательной траектории школьников в модели дополнительного образования «Территория интеллекта». *Научно-педагогическое обозрение.* 2019;5(27):107–116. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovaya-platforma-kak-tehnologiya-proektirovaniya-i-realizatsii-obrazovatelnyh-traektoriy-shkolnikov-v-modeli-dopolnitelnogo/viewer. DOI: 10.23951/2307-6127-2019-5-107-116.
2. Гимранов Р. Д. Построение моделей УМК на базе теории графов. *Управление жизненным циклом информационных бизнес-систем. Компетенции*: сборник статей / Под редакцией О. Ю. Латыповой. Сургут, 2014. С. 27–32.
3. Шполянская И. Ю., Мирошниченко И. И. Онтологическая модель информационно-образовательной среды учебного подразделения вуза. *Вестник РГЭУ РИНХ*. 2010;2:201–209. Режим

доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/ontologicheskaya-model-informatsionno-obrazovatelnoy-sredy-uchebnogo-podrazdeleniya-vuza.

4. Балашова И. Ю. Онтологические модели в системе информатизации образования. *Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе*. 2015;3(15):120–127. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/ontologicheskie-modeli-v-sisteme-informatizatsii-obrazovaniya.
5. Долятовский В. А., Гамалей Я. В. Онтологический подход к процессам и системам обучения и образования. *Образовательные технологии (г. Москва)*. 2018;3:76–106. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/ontologicheskiy-podhod-k-protsessam-i-sistemam-obucheniya-i-obrazovaniya.
6. Ужва А. Ю. Автоматизированная разработка онтологической модели предметной области для поиска образовательных ресурсов с использованием анализа текстов рабочих программ. *Современные проблемы науки и образования*. 2013;1. Режим доступа: https://science-education.ru/ru/article/view?id=8324.
7. Днепровская Н. В. Метод исследования компетенций субъектов цифровой экономики. *Открытое образование*. 2020;24(1):4–12. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/metod-issledovaniya-kompetentsiy-subektov-tsifrovoy-ekonomiki.
8. Загорулько Ю. А., Боровикова О. И. Технология построения онтологий для порталов научных знаний. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии*. 2007;5(2):42–52. https://nsu.ru/xmlui/bitstream/handle/nsu/6042/06.pdf.
9. Данилюк А. Я., Кондаков М. А. *Концепция Базовой модели компетенций цифровой экономики*. М.: РУДН; 2018. 68 с.
10. Кондаков М. А. *Разработка базовой модели компетенций цифровой экономики*. Режим доступа: https://profstandart.rosmintrud.ru/upload/medialibrary/908/О разработке базовой модели.pdf.
11. Днепровская Н. В. Оценка готовности российского высшего образования к цифровой экономике. *Статистика и экономика*. 2018;15(4):16–28. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-gotovnosti-rossiyskogo-vysshego-obrazovaniya-k-tsifrovoy-ekonomike.
12. Кузнецов Н. В., Лизяева В. В., Прохорова Т. А., Лесных Ю. Г. Подготовка кадров для реализации Национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации». *Современные проблемы науки и образования*. 2020;1. Режим доступа: http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=29520.
13. *50 на 50: настраиваем смешанное обучение*. Режим доступа: https://vk.com/video-193461053_456239245.
14. *Концептуальная записка: Образование в эпоху COVID-19 и в последующий период*. Режим доступа: https://www.un.org/sites/un2.un.org/files/policy_brief_-_education_during_covid-19_and_beyond_russian.pdf.

Сетевое издание. Полные тексты статей размещаются на официальном сайте издания jcyb.ru.

Адрес учредителя и издателя:
Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр
Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»,
117218, г. Москва, Нахимовский просп., дом 36, корпус 1. Телефон: +7 (495) 718-21-10.

Дата выхода в свет 11.10.2021.
Формат $60 \times 84/8$.
Усл. печ. л. 5,2. Уч.-изд. л. 7,7.
Цена свободная.